



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

TUGAS AKHIR - TE 141599

**Perbaikan Peramalan Beban Jangka Pendek
Berbasis Wavelet Neural Network Dengan
Optimalisasi Prediksi Frekuensi Tinggi**

Muhammad
NRP 2213105080

Dosen Pembimbing
Dimas Anton Asfani, ST., MT., Ph.D.
Dr. Rony Seto Wibowo, ST., MT.

JURUSAN TEKNIK ELEKTRO
Fakultas Teknologi Industri
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



ITS
Institut
Teknologi
Sepuluh Nopember

FINAL PROJECT - TE 141599

***IMPROVEMENT SHORT-TERM LOAD FORECASTING
BASED WAVELET NEURAL NETWORK WITH
OPTIMALISATION OF HIGH-FREQUENCY PREDICTION***

Muhammad
NRP 2213105080

Advisor
Dimas Anton Asfani, ST., MT., Ph.D.
Dr. Rony Seto Wibowo, ST., MT.

ELECTRICAL ENGINEERING DEPARTEMENT
Faculty of Industrial Technology
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015

**PERBAIKAN PERAMALAN BEBAN JANGKA PENDEK
BERBASIS WAVELET NEURAL NETWORK DENGAN
OPTIMALISASI PREDIKSI FREKUENSI TINGGI**

TUGAS AKHIR

**Diajukan Guna Memenuhi Sebagian Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada
Bidang Studi Teknik Sistem Tenaga
Jurusan Teknik Elektro
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Menyetujui :

Dosen Pembimbing I



Dr. Dimas Anton Asfani, ST., MT., Ph.D.

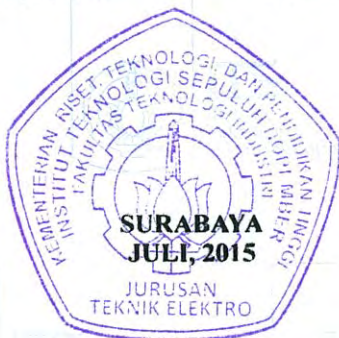
NIP. 198109052005011002

Dosen Pembimbing II



Dr. Rony Seto Wibowo, ST., MT.

NIP. 197411292000121001



Perbaikan Peramalan Beban Jangka Pendek Berbasis Wavelet Neural Network Dengan Optimalisasi Prediksi Frekuensi Tinggi

Nama : Muhammad
Pembimbing I : Dimas Anton Asfani, ST.,MT.,Ph.D.
Pembimbing II : Dr. Rony Seto Wibowo, ST.,MT.

ABSTRAK

Dalam dunia kelistrikan, peramalan beban jangka pendek merupakan hal yang penting untuk meningkatkan operasi sistem tenaga listrik yang lebih optimal dan handal. Cukup banyak factor yang berpengaruh pada proses pengolahan data untuk peramalan beban jangka pendek pada umumnya.

Dalam Tugas Akhir ini akan diimplementasikan peramalan beban jangka pendek berbasis *wavelet neural network* dan dikembangkan dengan sebuah metode *partial autocorrelation function* untuk pengolahan data input beban, khususnya pada komponen frekuensi tinggi. Metode ini merupakan tahap di mana setelah data diproses secara wavelet pada frekuensi tinggi dan sebelum data diolah dalam neural network, data tersebut diolah sehingga didapatkan korelasi yang signifikan guna meningkatkan keakuratan hasil peramalan beban frekuensi tinggi dan hasil akhir peramalan beban.

Hasil akhir peramalan pada penelitian ini lebih baik dari penelitian sebelumnya, di mana pada penelitian ini menggunakan input indeks hari kerja, indeks jam, input data beban historic untuk frekuensi rendah (H-7, H-14, H-21), korelasi input beban untuk frekuensi tinggi (t-50, t-53, t-82, t-90, t-91, t-92, t-93, t-94), input data beban kemarin dan input data beban hari ini pukul 24.00 dengan nilai minimal error sebesar 0,01%, maksimal error sebesar 6,55% dan MAPE (Mean Average Percentage Error) sebesar 2,46%.

Kata Kunci: *Neural Network, Wavelet, partial autocorrelation function*

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

IMPROVEMENT SHORT-TERM LOAD FORECASTING BASED WAVELET NEURAL NETWORK WITH OPTIMALISATION OF HIGH FREQUENCY PREDICTION

Name : Muhammad
Advisor I : Dimas Anton Asfani, ST.,MT.,Ph.D.
Advisor II : Dr. Rony Seto Wibowo, ST.,MT.

ABSTRACT

In the world of electrical, short-term load forecasting is the most important thing to increase the power electrical optimisation which make it more great and reliable. There are some factors enough which affecting on data processing for short term load forecasting generally.

In this final project, will be implemented a short-term load forecasting based wavelet neural network and innovated by using partial autocorrelation to processing input data load, especially, for high frequency component. This method is a step where data load after proceed by using wavelet on high frequency and before the proceed data into neural network, the data load proceed so that got the significant correlation use to increase accuracy of load forecasting result of high frequency and the final forecasting result.

Final load forecasting result on this final project was better than before, where this research use data input work-day index, clock-time index, data historic for low frequency (H-7, H-14, H-21), correaltion input load for high frequency (t-50, t-53,t-82, t-90, t-91,t-92,t-93,t-94), data load of yesterday, and data input load on 24.00 with minimum error 0,01% , maximum error around 6,55%, and MAPE (Mean Average Percentage Error) is 2,46%.

Keywords : Neural Network, Wavelet, partial autocorrelation function

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur senantiasa penulis panjatkan kepada Allah SWT atas segala rahmat dan hidayah yang telah dilimpahkan-Nya sehingga penulisan Tugas Akhir dengan judul **“Perbaikan Peramalan Beban Jangka Pendek Berbasis Wavelet Neural Network Dengan Optimalisasi Prediksi Frekuensi Tinggi”** ini dapat terselesaikan dengan baik.

Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan jenjang pendidikan S1 pada Bidang Studi Teknik Sistem Tenaga, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Atas selesainya penyusunan Tugas Akhir ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Dimas Anton Asfani, ST., MT., Ph.D. dan Bapak Dr. Rony Seto Wibowo, ST., MT. sebagai Dosen Pembimbing Penulis yang telah banyak memberikan pengetahuan, arahan, dan bantuan dalam menyelesaikan Tugas Akhir ini. Serta seluruh dosen Jurusan Teknik Elektro ITS atas ilmu dan bimbingannya selama ini.
2. Mama dan Aba, serta seluruh keluarga penulis yang selalu memberikan dukungan, semangat, motivasi dan doa kepada penulis.
3. Abdullah, mas Gafar, Idrus dan Bilal yang telah memberikan penulis arahan, pengetahuan dan bantuannya dalam pengerjaan Tugas Akhir ini. Serta rekan LJ Gasal atas kebersamaan, bantuan, dan kerjasamanya selama ini.
4. Dan semua pihak yang telah membantu penulis baik secara langsung maupun tidak langsung.

Besar harapan penulis agar Tugas Akhir ini dapat menambah ilmu bagi para pembaca. Penulis mengharapkan kritik dan saran demi penyempurnaan di masa yang akan datang.

Surabaya, Juni 2015

Penulis

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

DAFTAR ISI

HALAMAN

JUDUL

LEMBAR PERNYATAAN

HALAMAN PENGESAHAN

ABSTRAK i

ABSTRACT iii

KATA PENGANTAR v

DAFTAR ISI vii

DAFTAR GAMBAR xi

DAFTAR TABEL xiii

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang 1

1.2. Perumusan Masalah 2

1.3. Batasan Masalah 2

1.4. Tujuan 2

1.5. Metodologi 3

1.6. Sistematika Penulisan 3

1.7. Relevansi 4

BAB 2 PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK

2.1. Peramalan Beban Listrik 5

2.1.1. Konsep Dasar Peramalan 5

2.1.2. Pendefinisian Tujuan Peramalan Beban 6

2.2. Faktor-faktor yang Mempengaruhi Beban Listrik 7

2.3. Karakteristik Beban Listrik 7

2.3.1. Kebutuhan (Demand) 7

2.3.2. Kebutuhan Maksimum 8

2.3.3. Beban Terpasang 8

2.3.4. Beban Rata-Rata 8

2.3.5. Faktor Beban 8

2.3.6. Faktor Kebutuhan 9

2.4. Metode Peramalan Beban Secara Umum 9

2.5. Kesalahan Pada Peramalan 13

BAB 3 PERAMALAN BEBAN MENGGUNAKAN WAVELET NEURAL NETWORK YANG DIMODIFIKASI

3.1.	Proses Peramalan Beban.....	15
3.2.	Transformasi Wavelet.....	16
3.2.1.	Persamaan Transformasi Wavelet	16
3.2.2.	<i>Discrete Wavelet Transform</i>	17
3.2.2.1.	<i>Filtering dan Downsampling</i>	17
3.2.3.	<i>Upsampling</i> atau <i>Stretching</i>	18
3.2.4.	<i>Interpolation</i>	19
3.3.	Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial.	20
3.3.1.	Fungsi Autokorelasi (ACF).	20
3.3.2.	Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF).	21
3.4.	<i>Neural Network</i>	21
3.4.1	Komponen-Komponen <i>Neural Network</i>	22
3.4.2	Arsitektur <i>Neural Network</i>	25
3.4.3	Fungsi Aktivasi <i>Neural Network</i>	26
3.5.	Tahapan Penelitian.....	27

BAB 4 SIMULASI, HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1.	Pengumpulan Data.....	33
4.2.	Lokasi Penelitian	33
4.3.	Tahapan Peramalan Beban	33
4.3.1	Pemilihan Input Beban	33
4.3.2	Wavelet Dekomposisi	34
4.3.3	<i>Upsampling</i> dan <i>LowPass Filter (Interpolation)</i>	35
4.3.4	Autokorelasi Data.....	38
4.3.5	<i>Neural Network</i>	39
4.3.5.1	Langkah-Langkah Pemilihan Input	39
4.3.5.2	Membangun Arsitektur <i>Neural Network</i>	43
4.4.	Analisis Data dan Pembahasan	43
4.4.1	Hasil Peramalan pada Hari Jum'at 31 Agustus 2012	44
4.5.	Perbandingan Hasil Peramalan	51
4.5.1	Perbandingan Hasil Peramalan Frekuensi Rendah	51
4.5.2	Perbandingan Hasil Peramalan Frekuensi Tinggi	52
4.5.3	Perbandingan Hasil Akhir Peramalan	52

BAB 5 PENUTUP

5.1.	Kesimpulan.....	55
------	-----------------	----

5.2. Saran.....	55
DAFTAR PUSTAKA	57
BIOGRAFI PENULIS	xv

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

DAFTAR TABEL

	HALAMAN
Tabel 4.1. Hasil peramalan beban frekuensi rendah tanggal 31 Agustus 2012	44
Tabel 4.2. Hasil peramalan beban frekuensi tinggi tanggal 31 Agustus 2012.....	45
Tabel 4.3. Hasil akhir peramalan beban tanggal 31 Agustus 2012	48
Tabel 4.4. Perbandingan hasil peramalan.....	51

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

DAFTAR GAMBAR

	HALAMAN
Gambar 2.1 Taksonomi Peramalan	6
Gambar 2.2 Metode Least-Square	11
Gambar 2.3 Pola data beban musiman (seasonal) dengan ACF.	13
Gambar 3.1 Proses peramalan beban.....	15
Gambar 3.2 <i>Downsampler</i> atau <i>decimator</i>	18
Gambar 3.3 Contoh prose data DownSampling	18
Gambar 3.4 <i>Upsampler</i> atau <i>stretching</i>	18
Gambar 3.5 Contoh proses data UpSampling.	19
Gambar 3.6 Contoh proses data Interpolasi.....	19
Gambar 3.7 Syaraf manusia secara biologi	22
Gambar 3.8 Struktur <i>Neuron Neural Network</i>	23
Gambar 3.9 Model neuron sederhana.....	24
Gambar 3.10 Fungsi aktivasi sigmoid	26
Gambar 3.11 Fungsi aktivasi linear.....	27
Gambar 3.12 Proses pengolahan data.....	28
Gambar 3.13 Jaringan frekuensi rendah.....	30
Gambar 3.14 Jaringan frekuensi tinggi	31
Gambar 4.1 Proses <i>wavelet</i> dekomposisi	34
Gambar 4.2 Proses interpolasi.....	35
Gambar 4.3 Contoh data beban Jawa Timur 1 Agustus 2012	36
Gambar 4.4 Sinyal aproksimasi setelah downsampling	36
Gambar 4.5 Sinyal aproksimasi setelah interpolasi.....	37
Gambar 4.6 Sinyal detail setelah downsampling.....	37
Gambar 4.7 Sinyal detail setelah interpolasi	37
Gambar 4.8 Grafik PACF untuk beban waktu 1 minggu.	38
Gambar 4.9 Grafik PACF untuk beban target peramalan total.....	39
Gambar 4.10 Input <i>neural network</i> yang disusun	40
Gambar 4.11 Indeks hari kerja	41
Gambar 4.12 Indeks jam.....	41
Gambar 4.13 Indeks hari libur	42
Gambar 4.14 Indeks beban <i>historic</i>	42
Gambar 4.15 Indeks beban kemarin dan beban pukul 24.00	42
Gambar 4.16 Perbandingan data frekuensi rendah dan hasil peramalan frekuensi rendah.....	50

Gambar 4.17 Perbandingan data frekuensi tinggi dan hasil peramalan
frekuensi tinggi..... 50

Gambar 4.18 Perbandingan data sebenarnya dan hasil akhir
peramalan..... 50

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pada zaman era globalisasi ini, dengan meningkatnya kebutuhan listrik, dibutuhkan suatu sistem peramalan beban untuk meningkatkan kehandalan akan pentingnya energi listrik. Di mana saat ini pada semua sektor kehidupan seperti, perusahaan atau pabrik, telekomunikasi, internet, dan lain sebagainya memiliki kebutuhan penting yang juga sudah menjadi kebutuhan primer bagi masyarakat yaitu kebutuhan energi listrik. Dalam mengoptimalkan sistem peramalan beban listrik tersebut, digunakan sebuah metode. Ada berbagai macam metode yang dapat digunakan untuk peramalan beban, khususnya peramalan beban listrik.

Bagaimana pun permasalahan peramalan beban listrik sulit untuk diprogram atau dikontrol karena berbagai macam masalah seperti kebutuhan listrik rumah tangga dan pabrik yang fluktuatif, dan berhubungan juga dengan kondisi cuaca dan berbagai macam lingkungan ekonomi. Sejauh ini, banyak pembelajaran pada peramalan beban yang telah dibuat untuk memperbaiki dan mengembangkan akurasi prediksi menggunakan macam - macam metode konvensional, seperti *eksponensial smoothing*, determinasi serta metode *neural network*.

Mbamalu dan El-Hawary menggunakan prosedur yang disebut iteratively reweighted least-squares [3] untuk mengidentifikasi orde model dan parameternya. Metode itu menggunakan suatu operator untuk mengontrol satu variable pada waktu tertentu. Sebuah titik awal yang optimal ditentukan dengan menggunakan operator tersebut. Metode ini memanfaatkan fungsi autokorelasi dan fungsi autokorelasi parsial menghasilkan data beban masa lalu yang berbeda dalam mengidentifikasi suboptimal model dinamika beban.

Tingkat akurasi yang tinggi pada peramalan beban pada sistem tenaga listrik membuat sistem keamanan tenaga menjadi lebih baik dan mengurangi anggaran biaya listrik. Peramalan beban sangat erat

hubungannya dengan operasi sistem tenaga seperti, berita yang terjadwal, perencanaan perawatan preventif pada generator, dan evaluasi realibilitas sistem tenaga. Berdasarkan hal tersebut, yaitu akan pentingnya peramalan beban listrik, maka akan ditambahkan beberapa korelasi variabel input ke dalam metode *wavelet neural network* tersebut. Metode wavelet yang memisahkan beban frekuensi tinggi dan beban frekuensi rendah serta menggunakan *neural network* yang terpisah untuk memprediksi dua komponen beban yang akan diprediksi besok dan khususnya meningkatkan hasil dari frekuensi tinggi yang optimal serta pada hasil akhir peramalan yang jauh lebih optimal.

1.2 Perumusan Masalah

Di era modern ini, kebutuhan tenaga listrik di indonesia bahkan dunia semakin besar. Untuk itu dibutuhkan suatu peramalan beban yang lebih optimal untuk meningkatkan kehandalan. Sehingga pembangkit-pembangkit dapat dioptimalkan penyuplaian beban dan dapat mengambil keputusan apakah perlu pembangkit tambahan jika hasil prediksi, bebannya melebihi daya pembangkit yang bersifat base load.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada Tugas Akhir ini adalah Peramalan beban dilakukan menggunakan data dari PT. PLN (Persero), yaitu data beban harian per tiga puluh menit di Jawa Timur selama tahun 2012. Data beban tersebut diolah menggunakan Metode *Wavelet* dan *Neural Network*. Kedua metode tersebut dioperasikan dengan menggunakan Software Matlab. Selain itu, data beban diprediksi berdasarkan data hari yang serupa dan dengan menggunakan autokorelasi data.

1.4 Tujuan

Tugas Akhir ini bertujuan untuk memperbaiki dan menyempurnakan metode peramalan beban yang sudah ada sebelumnya, yaitu metode peramalan beban berbasis *Wavelet Neural Network*[4]. Penyempurnaan ini dengan menambahkan metode *Autocorrelation Data* pada data frekuensi tinggi sebelum diproses menggunakan *Neural Network*, sehingga hasil prediksi peramalan beban yang diinginkan akan lebih akurat dan optimal pada komponen frekuensi tinggi.

1.5 Metodologi

Sebelum masuk dalam langkah penggunaan wavelet dan neural network, diperlukan pengamatan indeks hari kerja sebelum memilih input data beban di hari yang serupa untuk menjalankan peramalan beban di hari yang ingin diramal atau diprediksi level bebannya.

Wavelet Haar digunakan dalam metode ini setelah mendapat data beban yang sebelumnya telah dilihat indeks hari kerja yang serupa dengan hari yang ingin diprediksi. *Wavelet Haar* digunakan untuk menguraikan beban masukan ke komponen frekuensi rendah dan komponen frekuensi tinggi.

Selain itu, khususnya pada data beban frekuensi tinggi akan ditambahkan metode *autocorrelation data* agar dapat diambil korelasi data variable – variable input yang signifikan di mana korelasi antar beban yang baik tersebut bernilai atau mendekati 1.

Sementara *Neural Network* digunakan setelah tahap dekomposisi menggunakan *Wavelet Haar*. Tiga lapis perceptron digunakan secara terpisah untuk komponen frekuensi rendah dan tinggi. Untuk jaringan frekuensi rendah, input yang dipilih berdasarkan indeks hari kerja, indeks waktu dan komponen frekuensi rendah beban input itu sendiri. Untuk jaringan frekuensi tinggi, input juga dipilih berdasarkan indeks hari kerja, indeks waktu dan komponen beban frekuensi tinggi itu sendiri. Proses berakhir ketika kesalahan kurang dari atau sama dengan batas yang ditentukan. Hasil akhir dari metode ini adalah dengan menjumlahkan hasil dari kedua jaringan tersebut.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan Tugas Akhir ini terbagi atas lima bagian dan masing-masing bab akan terurai dan dijelaskan sebagai berikut.

Bagian awal, di mana BAB 1 merupakan pendahuluan yang membahas tentang latar belakang, permasalahan dan batasan masalah, tujuan, metode penelitian, sistematika penulisan, serta relevansi. Lalu BAB 2 yang menjelaskan landasan teori atau tinjauan pustaka yang membahas tentang peramalan beban listrik.

Untuk materi pembahasan pada BAB 3 berisi tentang metode penelitian peramalan beban menggunakan *Wavelet*, *Autocorrelation Data* dan *Neural Network*. Pada BAB 4 berisi tentang pengujian simulasi dan hasil percobaan yang telah dilakukan, dan BAB 5 berisi kesimpulan dan saran-saran.

1.7 Relevansi

Hasil yang diperoleh dari tugas akhir ini diharapkan dapat memberi manfaat seperti, dapat memperbaiki hasil peramalan komponen frekuensi tinggi pada metode *Wavelet Neural Network* sebelumnya menjadi lebih optimal. Kemudian dapat memperbaiki tingkat akurasi metode-metode yang sudah ada untuk peramalan beban listrik dengan metode *Wavelet* dan *Neural Network*, serta dapat menjadi referensi mahasiswa lain yang hendak mengambil tugas akhir serupa.

BAB 2

LANDASAN TEORI PERAMALAN BEBAN LISTRIK JANGKA PENDEK

2.1 Peramalan Beban Listrik

2.1.1 Konsep Dasar Peramalan

Peramalan pada dasarnya merupakan suatu dugaan atau perkiraan mengenai terjadinya suatu kejadian atau peristiwa di masa yang akan datang, khususnya pada beban listrik. Dalam kegiatan perencanaan peramalan beban listrik merupakan kegiatan mula dari proses tersebut. Ramalan di bidang tenaga listrik pada dasarnya merupakan ramalan kebutuhan energi listrik (*watt jant*) dan ramalan beban tenaga listrik (*watt*). Keduanya sering disebut dengan istilah *Demand and Load Forecasting*. Hasil peramalan ini dipergunakan untuk membuat rencana pemenuhan kebutuhan maupun pengembangan penyediaan tenaga listrik setiap saat secara cukup dan baik serta terus menerus. Secara garis besar pembuatan ramalan kebutuhan tenaga listrik dapat dibagi dalam tiga tahap, yaitu :

1. Pengumpulan dan penyiapan data.
2. Pengolahan dan analisa data.
3. Penentuan metoda dan pembuatan model.

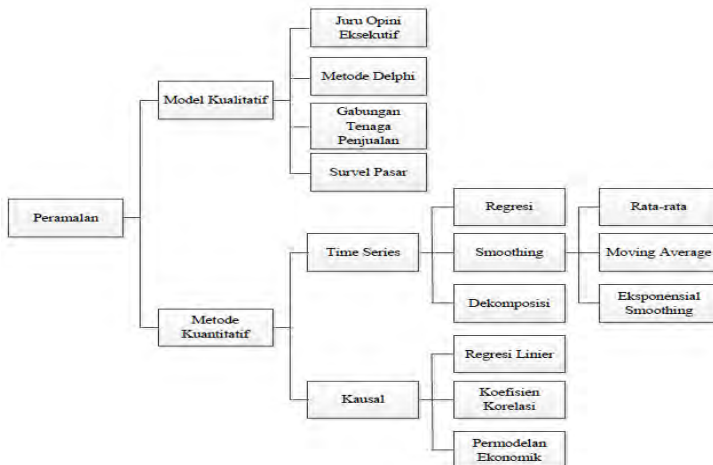
Pada proses operasi sistem tenaga listrik harus mempertimbangkan kebutuhan beban terhadap kesiapan unit-unit untuk beroperasi[13]. Dari waktu ke waktu kebutuhan akan listrik selalu meningkat. Peningkatan beban listrik tanpa diimbangi dengan penyediaan tenaga listrik yang memadai akan mengalami suatu krisis tenaga listrik yang berdampak pada sering terjadinya pemadaman listrik. Bila tidak ada perkiraan energi yang valid, maka yang akan terjadi bahwa kapasitas daya yang dibangkitkan oleh generator tidak akan cukup untuk memenuhi kebutuhan daya nyata, sehingga mengakibatkan keterbatasan dukungan catu daya.

Manajemen operasi sistem tenaga listrik yang baik diawali oleh perencanaan operasi yang baik pula. Salah satu langkah perencanaan yang harus dilakukan adalah peramalan kebutuhan beban sistem tenaga listrik.

2.1.2 Pendefinisian Tujuan Peramalan Beban

Tujuan peramalan dilihat dengan waktu:

1. Peramalan beban jangka pendek
Peramalan jenis ini merupakan peramalan dengan jangka waktu beberapa jam sampai satu minggu saja. Besarnya beban untuk setiap jam ditentukan dengan memperhatikan data *historic*.
2. Peramalan beban jangka menengah
Peramalan jenis ini merupakan peramalan dengan jangka waktu satu bulan sampai satu tahun. Peramalan jangka menengah ini lebih sulit untuk diprediksi daripada jangka pendek karena lebih banyak faktor yang mempengaruhi perubahan beban dalam setiap jamnya.
3. Peramalan beban jangka panjang
Peramalan jenis ini merupakan peramalan dengan jangka waktu tahunan atau lebih dari satu tahun kedepan. Masalah makro ekonomi yang merupakan masalah ekstern perusahaan listrik, merupakan faktor utama yang menentukan arah peramalan beban listrik ke depan dalam jangka yang lama.



Gambar 2.1. Taksonomi Peramalan

Peramalan beban jangka pendek merupakan kunci aturan dalam suatu sistem tenaga listrik. Akurasi peramalan beban jangka pendek memiliki pengaruh yang signifikan pada efisiensi operasional sistem tenaga listrik[17], seperti *unit commitment*, jadwal perawatan preventif, kebutuhan bagian manajemen listrik, keamanan sistem dan lain sebagainya.

Dalam jangka panjang, banyak metode yang digunakan pada proses peramalan beban, seperti metode *time series*, *multiple* regresi linear, teori *fuzzy*, *ANN* dan lain sebagainya[17]. Meskipun metode- metode tersebut memiliki keuntungan masing-masing, hasil daripada peramalan beban jangka pendek tidak ideal dalam sistem tenaga jika prediksinya masih berdasarkan pada berbagai sistem tenaga kompleks yang di dalamnya terdapat berbagai macam faktor yang berpengaruh.

2.2 Faktor-faktor yang Mempengaruhi Beban Listrik

Faktor-faktor penting yang besar pengaruhnya terhadap variasi beban listrik sehari-hari adalah:

- 1) Kegiatan ekonomi masyarakat.
- 2) Perubahan jumlah konsumen tenaga listrik.
- 3) Perubahan konsumsi tenaga listrik dari konsumen lama .
- 4) Kondisi cuaca atau iklim yang mempengaruhi.

2.3 Karakteristik Beban Listrik

2.3.1 Kebutuhan (Demand)

Kebutuhan sistem listrik adalah beban pada terminal terima secara rata-rata dalam suatu selang (interval) waktu tertentu. Beban tersebut bisa dalam satuan Ampere, KAmper, KW dan KVA. Kebutuhan beban listrik pada suatu daerah tergantung dari keadaan penduduk, pertumbuhan ekonomi, rencana pengembangannya dalam waktu dekat dan waktu yang akan datang[4]. Sehingga kebutuhan mendatang sangat bergantung pada faktor-faktor yang dapat diketahui tersebut.

2.3.2 Kebutuhan Maksimum

Kebutuhan daya maksimum dapat terjadi selama waktu satu jam, harian, mingguan, bulanan atau tahunan[5]. Kebutuhan maksimum adalah sebagai kebutuhan yang terbesar yang dapat terjadi dalam suatu selang tertentu, biasanya terjadi dalam selang 15 menit, selang 30 menit atau dalam hal-hal tertentu 60 menit. Layaknya pembangkit-pembangkit tenaga listrik saat ini, menampilkan data 1 hari dalam 48 sampel, di mana 1 sampel mewakili data beban per 30 menit.

2.3.3 Beban Terpasang

Beban terpasang dimaksudkan adalah jumlah kapasitas dari semua beban dengan kapasitas yang tertera pada papan nama (nameplate) dan peralatan-peralatan listrik. Perbandingan beban puncak terhadap beban terpasang merupakan derajat pelayanan serentak pada seluruh beban terpasang. Hal ini dapat dijelaskan besarnya jumlah beban terpasang sangat mempengaruhi pola pelayanan beban, sebagai contoh, konsumen komersil dan industri memiliki derajat pelayanan yang tinggi jika dibandingkan dengan konsumen rumah tangga (residential). Beban terpasang ini dapat diketahui dengan melakukan survei ke lapangan ataupun data sekunder dari perusahaan penyedia daya listrik.

2.3.4 Beban Rata-Rata

Beban rata-rata (Br) didefinisikan sebagai perbandingan antara energi listrik yang terpakai dengan waktu pada periode. Atau dituliskan menurut persamaan 2.1 periode tahunan:

$$Br = \frac{KWH \text{ yang terpakai selama 1 tahun}}{365 \times 24} \quad (2.1)$$

2.3.5 Faktor Beban

Didefinisikan sebagai perbandingan antara beban rata-rata dengan beban puncak yang diukur untuk suatu periode waktu tertentu. Beban puncak (Lf) yang dimaksud adalah beban puncak sesaat atau beban puncak rata-rata dalam interval tertentu, pada umumnya dipakai beban puncak pada waktu 15 menit atau 30 menit. Untuk prakiraan besarnya faktor beban pada masa yang akan datang dapat didekati dengan data statistik yang ada[5]. Dari definisi faktor beban dapat dituliskan menurut persamaan 2.2 dibawah:

$$Lf = \frac{Br \text{ (Beban Rata-Rata)}}{Bp \text{ (Beban Puncak)}} \quad (2.2)$$

Persamaan 2.2 tersebut mengandung arti bahwa beban rata-rata akan selalu bernilai lebih kecil dari kebutuhan maximum atau beban puncak, sehingga faktor beban akan selalu kecil dari satu.

2.3.6 Faktor Kebutuhan

Faktor kebutuhan adalah perbandingan beban puncak dengan seluruh beban terpasang pada sistem. Definisi ini dapat dituliskan seperti persamaan 2.3 dibawah ini:

$$Fd = \frac{Bp \text{ (Beban Puncak)}}{Bc \text{ (Beban Terpasang)}} \quad (2.3)$$

Faktor kebutuhan selalu bernilai lebih kecil dari satu. Besarnya faktor kebutuhan dipengaruhi oleh beberapa hal :

1. Besarnya beban terpasang
2. Sifat pemakaian, sebagai contoh toko-toko, pusat perbelanjaan, kantor-kantor dan industri memiliki faktor kebutuhan tinggi sedangkan gudang memiliki faktor kebutuhan rendah.

2.4 Metode Peramalan Beban Secara Umum

Jaringan tenaga listrik adalah sebuah sistem, meskipun jaringan *supply*-nya cenderung untuk membuat sistem tenaga listrik lainnya menjadi lebih baik, khusus nya dalam kasus peramalan beban listrik[18]. Tapi sebagai unit untuk setiap konsumsi listrik jaringan tersebut masih memiliki pertimbangan secara acak atau tidak terencana dalam proses pengolahan beban. Hal ini dikarenakan pada setiap unit pemakaian daya listrik memiliki sifat perusahaan pribadi (*self-organization*), jadi sistem tenaga di dalamnya ini bisa dianggap sebagai sistem pengaturan tenaga listrik personal/pribadi. Dalam jaringan tenaga listrik, kita perlu untuk meramalkan nilai beban, nilai total pemakaian daya listrik, dan lain sebagainya. Pada dasarnya, banyak yang sudah mengetahui bahwa suatu pola sub-sistem tenaga listrik mempunyai karakteristik beban. Jika kita menganalisa data *historic* yang kita dapat dari masing-masing sumber tertentu pembangkit tenaga listrik, serta informasi dan data beban listrik yang di dapat tersebut sudah baik, maka hal ini akan membantu dalam

mengembangkan dan meningkatkan ketepatan atau akurasi peramalan beban listrik.

Berdasarkan pada studi literatur sebelumnya[15], kebanyakan dari penelitian akan peramalan beban listrik, seperti penggunaan model *ANN*, yang mana difokuskan pada sistem pola training dan mengoptimasikan model nilai bobot dengan menggunakan optimasi pendekatan untuk meningkatkan waktu pemakaian daya secara konvergen. Di samping itu, hanya ada beberapa pendekatan saja yang digunakan untuk mengidentifikasi variabel independent dalam prosedur *ANN*.

Adapun metode peramalan beban listrik lainnya seperti model *ARIMA*, di mana data *historic* peramalan beban dan suhu yang relevan bisa diolah dan dideterminasi dengan baik melalui metode tersebut. Pengolahan data untuk peramalan beban[15] ini menggunakan 3 tahapan ; autokorelasi, autokorelasi parsial, dan autokorelasi silang. Proses tersebut menggunakan pendekatan statistik yang sama, hanya berbeda tujuan pencapaian metode awal statistiknya saja. Proses pendekatan ini bisa menemukan dan mendapatkan titik beban yang memiliki pengaruh atau efek yang paling tinggi dalam waktu peramalan beban dari urutan beban.

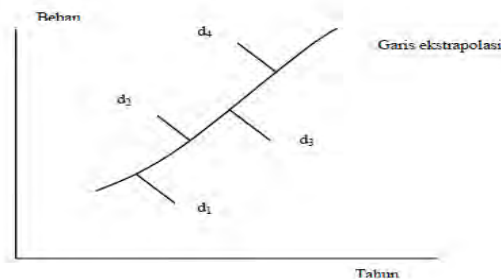
Pada peramalan beban berdasarkan indeks beban input hari libur[16] merupakan kebiasaan yang luar biasa pada beban hari libur dan pastinya pada hari libur/ tanggal merah lainnya membutuhkan beberapa modifikasi sistem untuk proses peramalan beban. Hal ini bisa didapatkan dengan pengenalan tingkat variasi beban input peramalan atau dengan mengabaikan peramalan yang sesuai antara ke empat komponen peramalan beban waktu, seperti harian, mingguan, bulanan dan tahunan. Dalam kasus-kasus penelitian peramalan sebelumnya, hal-hal tersebut juga dipertimbangkan pula untuk proses pengolahan data yang lebih selektif sesuai dengan pendekatan secara linear maupun nonlinear. Sebagai contoh, jika hari yang sudah diramal adalah hari libur, secara rutin berhari-hari, maka model peramalan beban mingguan diabaikan, dan model peramalan beban tahunan digantikan dengan salah satu yang menghubungkan pada hari libur yang sama pada tahun sebelumnya. Jika pada hari sebelumnya

adalah hari libur, model peramalan beban harian diabaikan dan ada hari yang sama dalam 1 minggu pada minggu sebelumnya adalah libur, maka model peramalan beban diabaikan juga, sama hal nya pula pada proses model peramalan beban tahunan.

Meskipun sangat sulit untuk memperkirakan atau meramalkan beban maksimal pada masa mendatang, kita dapat membuat estimasi atau perkiraan yang mendekati kenyataan. Secara umum terdapat macam - macam metode peramalan beban, antara lain:

1. Metode Least-Square

Metode ini [3] dapat dipakai untuk meramalkan beban puncak yang akan terjadi dalam sistem tenaga listrik untuk beberapa tahun yang akan datang. Metode least square ditunjukkan Gambar 2.2.



Gambar 2.2. Metode *Least-Square*.

Metode ini menggunakan suatu operator untuk mengontrol satu variable pada waktu tertentu. Sebuah titik awal yang optimal ditentukan dengan menggunakan operator tersebut.

2. Metode Eksponensial

Metode *smoothing* digunakan untuk mengurangi ketidakteraturan beban listrik musiman dari data yang lalu, dengan membuat rata-rata beban listrik tersebut tertimbang dari sederetan data beban listrik sebelumnya. Ketepatan peramalan dengan metode ini akan terdapat pada peramalan jangka pendek, sedangkan untuk peramalan jangka panjang kurang akurat. Metode ini [2] dapat dipakai kalau sistem tenaga listrik

yang dibahas masih jauh dari kejenuhan dan ada suatu target kenaikan penjualan yang digariskan.

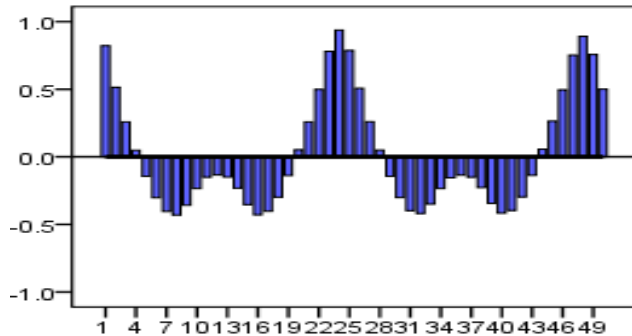
3. Metode Time Series

Metode time series adalah metode yang dipergunakan untuk menganalisis serangkaian data yang merupakan fungsi dari waktu. Metode ini mengasumsikan beberapa pola atau kombinasi pola selalu berulang sepanjang waktu, dan pola dasarnya dapat diidentifikasi semata-mata atas dasar data historis dari serial itu. Dengan analisis deret waktu dapat ditunjukkan bagaimana permintaan terhadap suatu produk tertentu bervariasi terhadap waktu. Sifat dari perubahan permintaan dari tahun ke tahun dirumuskan untuk meramalkan penjualan pada masa yang akan datang.

Analisa data *time series* adalah analisa yang menerangkan dan mengukur berbagai perubahan[14] atau perkembangan data selama satu periode. Analisis time series dilakukan untuk memperoleh pola data *time series* dengan menggunakan data masa lalu yang akan digunakan untuk meramalkan suatu nilai pada masa yang akan datang. Kebutuhan beban listrik *time series*, urutan beban listrik merupakan data beban seurutan atau sederetan waktu yang terhitung dalam menit, jam, hari, bulan ataupun tahunan. komponen utama pada data time series yaitu trend, cycle, *seasonal*/musiman[15].

1) Musiman (Seasonal)

Tipe data seasonal ialah ketika observasi dipengaruhi oleh musiman, yang ditandai dengan adanya pola perubahan yang berulang secara otomatis dari tahun ke tahun. Sebagai contoh adalah pola data beban yang memiliki korelasi signifikan pada setiap lag $t-24$ atau *seasonal*.



Gambar 2.3. Pola data beban musiman (seasonal) dengan ACF.

2) Trend

Tipe data trend ialah ketika suatu observasi pergerakan data beban naik atau menurun pada perluasan periode suatu waktu. Sebagai contoh adalah data beban frekuensi rendah.

3) Cyclical

Tipe data cyclical ditandai dengan adanya fluktuasi bergelombang data yang terjadi di sekitar garis trend. Sebagai contoh adalah jarak antar data-data beban pada beban frekuensi rendah.

2.5 Kesalahan Pada Peramalan

Pada proses peramalan pasti memiliki kesalahan, semakin kecil nilai kesalahan peramalannya maka semakin baik peramalan tersebut dan sebaliknya.

Kesalahan sendiri adalah perbedaan antara nilai sebenarnya dengan nilai peramalan. Ada beberapa cara yang biasa dilakukan untuk melihat seberapa besar kesalahan pada proses peramalan tersebut, antara lain:

1. MAD (Mean Absolute Deviation)

Adalah salah satu teknik pengukuran kesalahan pada peramalan dengan merata-ratakan kesalahan peramalan (nilai absolutnya) dalam unit ukuran yang sama seperti nilai sebenarnya.

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)}{n} \quad (2.1)$$

2. MSE (Mean Squared Error)

Merupakan metode alternatif dalam mengevaluasi suatu teknik peramalan, dimana setiap kesalahan atau residual dikuadratkan yang biasanya menghasilkan kesalahan yang lebih kecil tetapi kadang-kadang menghasilkan yang sangat besar.

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y}_t)^2}{n} \quad (2.2)$$

3. MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

Dihitung dengan menemukan kesalahan absolut tiap periode dengan membagi dengan nilai observasi pada periode tersebut kemudian dipersentasekan. Metode ini memberikan petunjuk seberapa besar kesalahan peramalan dibanding dengan nilai sebenarnya.

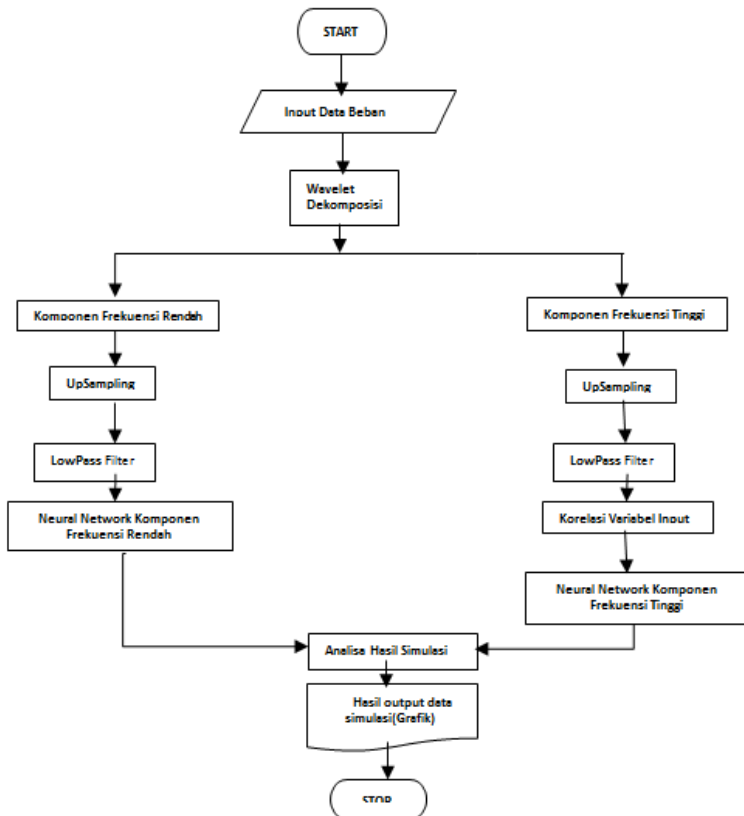
$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \bar{Y}_t|}{Y_t} \times 100}{n} \quad (2.3)$$

BAB 3

PERAMALAN BEBAN MENGGUNAKAN WAVELET NEURAL NETWORK YANG DIMODIFIKASI

3.1 Proses Peramalan Beban

Untuk meramal beban besok digunakan dekomposisi wavelet dan dua neural network terpisah digunakan untuk meramal komponen beban frekuensi rendah dan komponen frekuensi tinggi. Diagram alur dibawah ini menjelaskan metode yang digunakan pada tugas akhir ini.



Gambar 3.1 Proses Peramalan Beban

3.2 Transformasi Wavelet

Wavelet merupakan alat analisis yang biasa digunakan untuk menyajikan data atau fungsi atau operator ke dalam komponen-komponen frekuensi yang berlainan, dan kemudian mengkaji setiap komponen dengan suatu resolusi yang sesuai dengan skalanya. [14]

Transformasi merupakan proses pengubahan data atau sinyal ke dalam bentuk lain agar lebih mudah dianalisis, seperti transformasi fourier yang mengubah sinyal ke dalam beberapa gelombang sinus atau cosinus dengan frekuensi yang berbeda, sedangkan transformasi *wavelet* (*wavelet transform*) mengubah sinyal ke dalam berbagai bentuk *wavelet* basis (*mother wavelet*) dengan berbagai pergeseran dan penyekalaan [14].

3.2.1 Persamaan Transformasi Wavelet

Sebuah sinyal atau fungsi $f(t)$ dapat dianalisa, dijelaskan ataupun diproses jika dinyatakan dalam dekomposisi linier dengan persamaan sebagai berikut:

$$f(t) = \sum_l a_l \Psi_l(t) \quad (3.1)$$

Dimana l adalah indeks bilangan untuk penjumlahan berhingga (*finite*) atau tak berhingga (*infinite*). Variabel a_l adalah nilai expansion coefficient dan Ψ_l adalah fungsi himpunan dari $tyang$ dinamakan *expansion set*. Jika *expansion set* tersebut unik, maka *set* tersebut dinamakan basis. Jika basis (fungsi dasar) merupakan fungsi orthogonal, dimana:

$$\Psi_k(t), \Psi_l(t) = \int \Psi_k(t) \Psi_l(t) dt = 0, k \neq l \quad (3.2)$$

maka koefisien-koefisien tersebut dapat dihitung dengan mengambil perkalian dalam fungsi tersebut.

$$a_k = (f(t), \Psi_k(t)) = \int f(t), \Psi_k \quad (3.3)$$

Jika Persamaan (3.1) disubstitusikan ke persamaan (3.3) dengan menggunakan Persamaan (3.2) akan didapatkan nilai dari koefisien a_k . Untuk *wavelet*, terdapat dua parameter sistem yang didapatkan seperti persamaan (3.1) sehingga:

$$f(t) = \sum_k \sum_j a_{j,k} \Psi_{j,k}(t) \quad (3.4)$$

Dimana j maupun k adalah index bilangan dan $\Psi_{j,k}(t)$ adalah fungsi *wavelet* yang pada umumnya dalam fungsi orthogonal atau disebut *wavelet expansion wavelet*. *Expansion coefficient* $a_{j,k}$ disebut dengan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dari fungsi $f(t)$ dan persamaan (3.4) disebut Transformasi *Invers*.

3.2.2 Discrete Wavelet Transform

Secara umum, transformasi *wavelet* dapat dikategorikan menjadi dua macam, yaitu transformasi *wavelet* kontinu (*Continuous Wavelet Transforms* atau CWT) dan transformasi *wavelet* diskrit (*Diskrit Wavelet Transform* atau DWT). DWT adalah transformasi *wavelet* yang paling sering digunakan karena selain mudah diimplementasi, DWT juga memiliki waktu komputasi yang lebih pendek dibandingkan CWT.

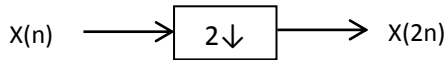
Cara yang efisien untuk menerapkan DWT adalah menggunakan filter yang dikembangkan oleh Mallat. Algoritma Mallat sebenarnya skema klasik yang dikenal sebagai *two-channel subband coder*. Idennya adalah untuk memisahkan (dekomposisi) sinyal dalam domain frekuensi menjadi dua sub-bands (frekuensi rendah dan frekuensi tinggi). Sinyal yang sudah didekomposisi memiliki 2 keluaran, yaitu sinyal frekuensi rendah (*aproksimasi*) dan sinyal frekuensi tinggi (*detail*). Dalam proses dekomposisi terdapat dua proses yang saling berkaitan, yaitu proses filtering dan proses downsampling.

3.2.2.1 Filtering dan Down Sampling atau Decimating

Downsampling adalah proses menurunkan banyaknya sampel dari suatu sinyal. Dalam ilmu pemrosesan sinyal digital, filtering (penyaringan) sederet bilangan sinyal input diperoleh dengan mengoperasikannya dengan himpunan angka yang lain yang dinamakan koefisien filter (*filter coefficient*), *taps*, bobot (*weights*) atau *impulse response*. Untuk deret input $x(n)$ dan koefisien $h(n)$, deret output $y(n)$ diperoleh dari:

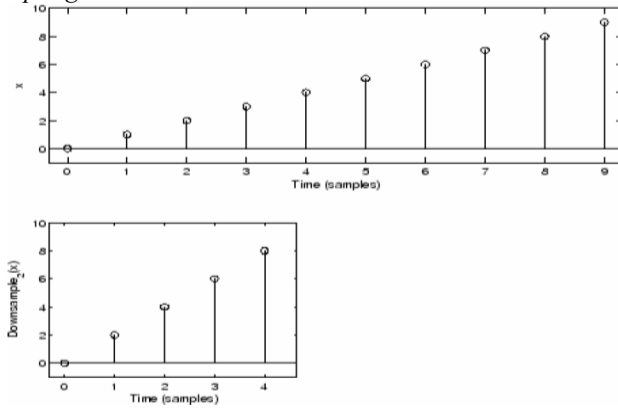
$$y(n) = \sum_{k=0}^{n-1} h(k)x(n - k) \quad (3.5)$$

Jika jumlah koefisien filter N adalah berhingga (*finite*), filter tersebut dinamakan filter *Finite Impulse Response* (FIR). Jika jumlahnya tak berhingga (*infinite*), maka dinamakan *Infinite Impulse Response* (IIR). Dua operasi dasar dalam filter multirate adalah *downsampler* dan *upsampler*. *Downsampler* menerima sinyal $x(n)$ sebagai input dan menghasilkan output $y(n) = x(2n)$ seperti pada gambar dibawah:



Gambar 3.2 Downsampler atau decimator

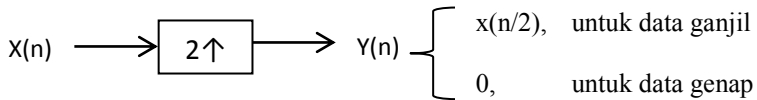
Pada downsampling terdapat kemungkinan kehilangan data dari informasi karena setengah dari data dibuang. Hanya jika sinyal awalnya *band-limited* maka tidak ada kehilangan informasi yang disebabkan oleh *downsampling*.



Gambar 3.3 Contoh Proses DownSampling

3.2.3 Upsampling atau Stretching

Upsampling dari suatu sinyal diskrit $x(n)$ mengandung penyisipan nol diantara nilai-nilainya. Hal ini dapat dibayangkan sebuah sistem dengan masukan $x(n)$ dan keluarannya $y(n) = x(n/2)$ untuk nilai-nilai genap dari n dan $y(n) = 0$ untuk nilai-nilai ganjil dari n .

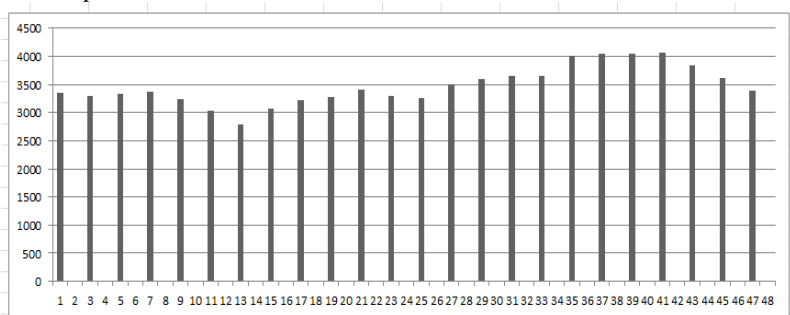


Gambar 3.4 Upsampler atau stretching

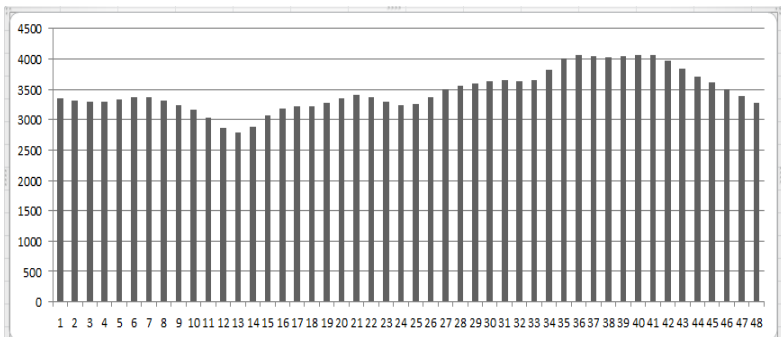
Dari gambar diatas dijelaskan output memiliki nilai nol yang disisipkan diantara sinyal awal, dimana sinyal input direntangkan hingga 2 kali panjang awal dan nilai nol disisipkan. Dari penjelasan diatas jelas bahwa *upsampling* tidak menyebabkan kehilangan informasi.

3.2.4 Interpolation

Interpolation dalam arti *digital signal processing (DSP)* adalah proses *upsampling* yang diikuti dengan *low-pass filter*, karena prinsip kerjanya adalah memasukkan nilai input bernilai 0 di antara sampel input atau biasa disebut “zero isian” yang ditunjukkan pada Gambar 3.5 dan selanjutnya melakukan filterisasi dengan *low-pass filter*. Sebagai proses linier, interpolasi *DSP* sedikit berbeda dengan interpolasi matematika, akan tetapi hasilnya secara konseptual mirip, untuk meningkatkan tingkat sampling pada output dari suatu sinyal yang terlihat pada Gambar 3.6.



Gambar 3.5 Contoh Proses Data UpSampling



Gambar 3.6 Contoh Proses Data Interpolasi

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya proses *upsampling* tersebut diikuti oleh proses *low-pass filter* proses ini sebenarnya adalah proses *interpolation* dimana hasil *upsampling* yang seperti *noise* di filter menjadi lebih halus.

3.3 Autokorelasi dan Autokorelasi Parsial

Autokorelasi (ACF) dan Autokorelasi Parsial (PACF) merupakan bagian penting dalam proses peramalan dengan mencari tingkat keeratan hubungan data yang saling berkaitan dalam runtutan waktu tertentu. Dalam metode *time series*, alat utama untuk mengidentifikasi model dari data yang akan diramalkan adalah dengan menggunakan fungsi Autokorelasi/*Autocorrelation Function* (ACF) dan fungsi Autokorelasi parsial/*Partial Autocorrelation Function* (PACF). Metode tersebut digunakan untuk mencari nilai korelasi antar data, khususnya dalam data beban listrik pada penelitian ini. Namun, metode korelasi pada umumnya digunakan sebagai peramalan penuh seperti Metode Box-Jenkins[3] yang memanfaatkan kedua fungsi tersebut untuk menentukan model peramalan yang sesuai pada batasan permasalahan penelitian tertentu.

Dalam penelitian ini, kedua fungsi korelasi tersebut tidak murni digunakan sebagai 1 metode peramalan saja, melainkan hanya menggunakan fungsi Autokorelasi parsial/*Partial Autocorrelation Function* (PACF), di mana fungsi autokorelasi ini hanya bertujuan dalam mencari tingkat keeratan hubungan antar data beban listrik atau pemilihan korelasi variabel input pada runtutan waktu yang digunakan dalam proses peramalan beban listrik ini yang lebih selektif dan sesuai. Tahap korelasi variabel input tersebut berbeda dengan tahap korelasi ACF, di mana autokorelasi parsial dilakukan tanpa melihat hubungan dari faktor – faktor indeks variabel input (*independence*) lainnya, hanya saja autokorelasi parsial ini mencari korelasi antar data beban dalam 1 variabel input itu sendiri dalam runtutan waktu tertentu yang digunakan sebagai variabel input *training* nanti sebelum dimasukkan pada metode *Neural Network*. Untuk lebih jelasnya, mengenai metode korelasi data ACF dan PACF bisa dilihat secara perhitungan rumus sebagai berikut :

3.3.1 Fungsi Autokorelasi (ACF)

Merupakan suatu hubungan linear pada data time series antara dengan yang dipisahkan oleh waktu k dan dalam ACF ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi model data time series dan melihat kestasioneran data dalam mean. Fungsi Autokorelasi adalah:

$$\rho_k = \frac{cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{var(Z_t)} \sqrt{var(Z_{t+k})}} \quad (3.6)$$

3.3.2 Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF)

Suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi hubungan antara nilai data (X_t) dengan data sebelumnya (X_{t-k}) atau berkaitan erat dengan data sebelumnya. Autokorelasi parsial (PACF) ditulis dengan :

$$\phi_{k+1,k+1} = \frac{\rho_{k+1} - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \phi_{kj} \rho_j} \quad (3.7)$$

Autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (*association*) antara X_t dan X_{t+k} , apabila pengaruh dari time lag 1, 2, 3, . . . , dan seterusnya sampai $k-1$ dianggap terpisah. Ada beberapa prosedur untuk menentukan bentuk PACF yang salah satunya akan dijelaskan sebagai berikut, dapat dinotasikan dengan:

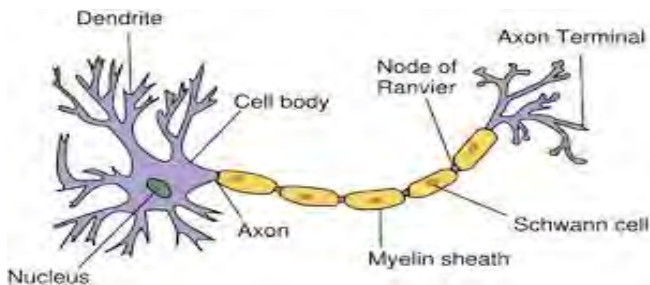
$$\text{corr}(X_t, X_{t+k}, X_{t+1}, X_{t+2}, \dots, X_{t+k-1}) \quad (3.8)$$

misalkan X_t adalah proses yang stasioner dengan $E X_t = 0$, selanjutnya X_{t+k} dapat dinyatakan sebagai model linear

$$X_{t+k} = \phi_{k1} X_{t+k-1} + \phi_{k2} X_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk} X_t + \varepsilon_{t+k} \quad (3.9)$$

3.4 Neural Network

Neural Network atau Jaringan syaraf tiruan merupakan bagian dari sistem kecerdasan buatan digunakan untuk memproses informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya. Otak manusia sendiri memiliki sekitar 100 miliar sel syaraf (*neuron*) yang bertugas untuk memproses informasi yang masuk. Tiap sel syaraf dihubungkan dengan sel syaraf lain hingga sekitar 10 ribu sinapsis. Tiap sel bekerja seperti suatu prosesor, masing-masing sel tersebut saling berinteraksi sehingga mendukung kemampuan kerja otak manusia.



Gambar 3.7 Syaraf manusia secara biologi

Komponen utama dari syaraf manusia dapat dikelompokkan menjadi 3 bagian:

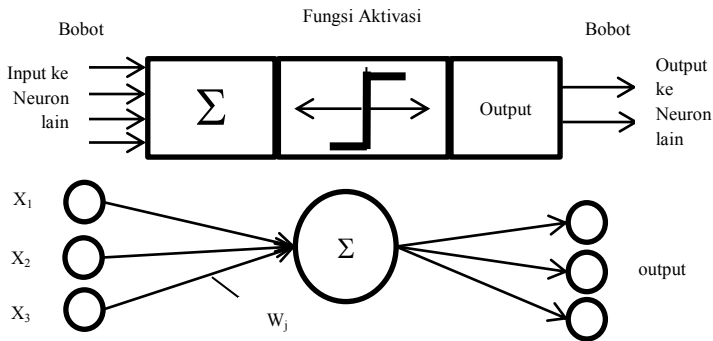
1. Dendrit = bertugas menerima informasi
2. Badan sel (*cell body*) = tempat pengolahan informasi
3. *Axon* = bertugas mengirimkan impuls sinyal ke sel syaraf lain

Sebuah inti yang menerima impuls-impuls sinyal informasi dari inti lain melalui dendrit dan mengirimkan sinyal yang dibangkitkan oleh badan sel melalui *axon*. Axon dari sel syaraf ini bercabang-cabang dan berhubungan dengan dendrit dari sel syaraf lain dengan cara mengirimkan impuls melalui sinapsis. Sinapsi adalah unit fungsional antara dua buah sel syaraf, misalkan A dan B, dimana yang satu adalah serabut axon dari inti A dan satunya lagi adalah dendrit dari inti B. Informasi yang dikirimkan antar inti ini berupa rangsangan yang dilewatkan melalui dendrit. Informasi yang datang dan diterima oleh dendrit akan dijumlahkan dan dikirim melalui *axon* lain. Informasi ini akan diterima oleh inti lain jika memenuhi batasan tertentu dikenal dengan nilai ambang (*threshold*).

3.4.1 Komponen-Komponen Neural Network

Seperti otak manusia, jaringan syaraf juga terdiri dari beberapa inti (*neuron*) dan terdapat hubungan antara *neuron-neuron* tersebut. *Neuron* yang saling terhubung tersebut akan mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan dengan *neuron-neuron* yang lain. Pada jaringan syaraf hubungan ini dikenal dengan nama bobot (*weight*). Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu pada

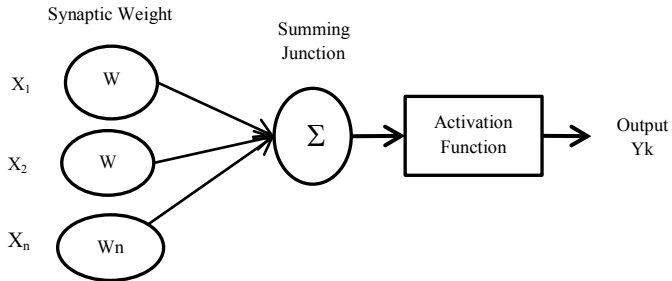
bobot tersebut. Gambar 3.5 menunjukkan model struktur neuron jaringan syaraf tiruan.



Gambar 3.8 Struktur *Neuron Neural Network*

Informasi yang menjadi masukan dikirim ke neuron dengan bobot tertentu. Masukan ini diproses oleh suatu fungsi perambatan yang akan menjumlahkan nilai-nilai semua bobot yang akan datang. Hasil penjumlahan ini kemudian dibandingkan dengan *threshold* melalui fungsi aktivasi setiap *neuron*. Apabila masukan tersebut melewati *threshold* maka *neuron* tersebut akan diaktifkan. Setelah *neuron* aktif, maka neuron yang aktif tersebut akan mengirimkan keluaran melalui bobot-bobot keluaran ke semua *neuron* yang berhubungan dengan *neuron* tersebut.

Pada jaringan syaraf, *neuron-neuron* akan dikumpulkan dalam lapisan yang disebut dengan lapisan *neuron* (layer). Biasanya *neuron* pada satu lapisan akan dihubungkan dengan lapisan sebelum atau sesudahnya terkecuali lapisan masukan dan lapisan keluaran. Informasi yang diberikan pada jaringan syaraf akan dirambatkan dari lapisan ke lapisan, mulai dari lapisan masukan sampai lapisan keluaran melalui lapisan tersembunyi.



Gambar 3.9 Model *Neuron* Sederhana

Pada Gambar 3.6 tersebut sebuah *neuron* akan mengolah N masukan (X_1, X_2, \dots, X_n) yang masing-masing memiliki bobot dengan rumus:

$$y_{in} = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (3.10)$$

Kemudian, *activation function* akan mengaktifasi y_{in} menjadi output Y_k . Sementara jika jaringan syaraf dengan jumlah *neuron* pada lapisan keluaran sebanyak m buah maka proses pengolahan data pada *neuron*:

$$y_{inj} = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} ; j = 1, \dots, m \quad (3.11)$$

Dengan W_{ij} adalah bobot yang menghubungkan masukan ke- i menuju *neuron* ke- j . Namun terkadang jaringan syaraf tiruan tidak mampu mengakomodasi informasi yang ada melalui data-data masukan maupun bobot-bobotnya. Untuk itu biasanya ditambahkan bias yang senantiasa bernilai 1. Apabila pada jaringan syaraf dilengkapi dengan bias, maka proses komputasi pada *neuron* menjadi:

$$y_{in} = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b \quad (3.12)$$

Jika jaringan syaraf memiliki *neuron* sebanyak m buah, maka proses pengolahan data pada *neuron* ke- j adalah:

$$y_{inj} = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + b ; j = 1, \dots, m \quad (3.13)$$

3.4.3 Arsitektur Neural Network

Hubungan antar *neuron* pada jaringan syaraf tiruan (*Neural Network*) mengikuti pola tertentu, tergantung pada arsitektur jaringan syarafnya. Pada dasarnya terdapat tiga macam arsitektur yaitu:

1. Jaringan Syaraf dengan Lapisan Tunggal

Jaringan tipe ini hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung, menerima masukkan kemudian secara langsung mengolah menjadi keluaran tanpa harus melalui lapisan tersembunyi. Ciri-ciri arsitektur ini hanya terdiri atas satu lapisan masukkan dan satu lapisan keluaran tanpa adanya lapisan tersembunyi. Gambar 3.6 merupakan salah satu contoh model *neuron* dengan satu lapisan masukkan.

2. Jaringan Syaraf dengan Banyak Lapisan

Arsitektur tipe ini memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak di antara lapisan masukkan dan lapisan keluaran, memiliki juga satu atau lebih lapisan tersembunyi. Umumnya, ada lapisan bobot-bobot yang terletak antara dua lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada lapisan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit juga. Gambar ... merupakan salah satu contoh model *neuron* dengan banyak lapisan dan hanya memiliki satu lapisan tersembunyi. V_{ij} adalah bobot-bobot yang menghubungkan antara *neuron-neuron* pada lapisan masukkan dengan lapisan tersembunyi. Sedangkan W_{jk} adalah bobot-bobot yang menghubungkan antara *neuron-neuron* pada lapisan tersembunyi dengan lapisan keluaran. z_{inj} adalah hasil pengolahan data pada lapisan tersembunyi dengan fungsi aktivasi F1 untuk menghasilkan z_j ($j=1, \dots, k$).

3. Jaringan Syaraf dengan Lapisan Kompetitif

Arsitektur tipe ini tampak pada Gambar 3.7 dimana memiliki pengaturan bobot yang telah ditetapkan dan tidak memiliki proses pelatihan. Digunakan untuk mengetahui *neuron* pemenang dari sejumlah *neuron* yang ada. Nilai bobot untuk diri sendiri dari setiap *neuron* adalah 1, dan *neuron* lain adalah bobot acak negatif dengan bobot $-\eta$.

3.4.4 Fungsi Aktivasi *Neural Network*

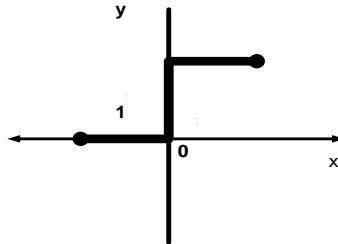
Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan syaraf tiruan (*Neural Network*) antara lain:

1. Fungsi Sigmoid Biner

Fungsi ini digunakan untuk jaringan syaraf yang dilatih menggunakan metode backpropagation. Fungsi sigmoid biner yang tampak pada Gambar 3.10 memiliki nilai antara 0 sampai 1. Karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai keluaran yang terletak pada interval 0 sampai 1. Fungsi sigmoid biner dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.14)$$

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (3.15)$$



Gambar 3.10 Fungsi Aktivasi Sigmoid

2. Fungsi Sigmoid Bipolar

Fungsi ini hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja keluaran dari fungsi ini antara 1 sampai -1. Sedangkan fungsi sigmoid bipolar dirumuskan seperti berikut ini:

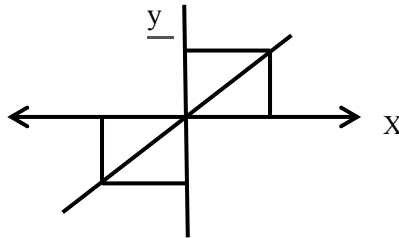
$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (3.16)$$

$$f'(x) = \frac{1}{2} [1 + f(x)] [1 - f(x)] \quad (3.17)$$

3. Fungsi Linear Identitas

Fungsi linear ini memiliki nilai keluaran yang sama dengan nilai masukannya terlihat pada Gambar 3.11. Fungsi linear dirumuskan sebagai berikut:

$$y = x \quad (3.18)$$



Gambar 3.11 Fungsi aktivasi linear

3.5 Tahapan Penelitian

Setelah dijelaskan komponen-komponen yang digunakan pada proses peramalan diatas pada bagian 3.5 ini akan dijelaskan tahapan penelitian hingga mendapat hasil akhir peramalan.

Tahapan penelitian untuk melakukan tugas akhir ini terdiri dari beberapa tahap, untuk lebih jelasnya akan diuraikan langkah demi langkah sebagai berikut:

Tahap 1. Studi Literatur

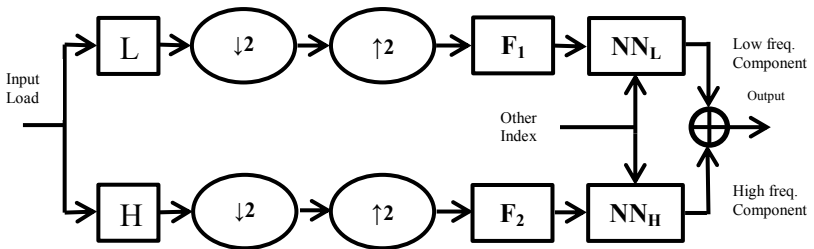
Studi literatur dilakukan dengan cara mencari dan membaca sumber referensi tentang kasus-kasus dan metode yang digunakan untuk melakukan peramalan beban selain itu penulis juga mempelajari referensi *Wavelet* dan *Neural Network* untuk menambah pengetahuan dasar yang dimiliki penulis untuk menyelesaikan penelitian ini.

Tahap 2. Pengumpulan Data

Melakukan pengumpulan data beban listrik harian pada sistem kelistrikan Jawa Timur selama tahun 2012 di PT. PLN (Persero). Kemudian mengambil sampel data selama bulan Januari-Agustus 2012 untuk memprediksi minggu akhir bulan Agustus 2012.

Tahap 3. Proses Pengolahan Data

Peramalan beban listrik yang dibahas dalam Tugas Akhir ini merupakan peramalan beban listrik jangka pendek menggunakan metode *Wavelet* dan *Neural Network* terpisah. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 3.12 Proses pengolahan data

Sebuah metode yang digambarkan pada Gambar 3.12 adalah metode *Wavelet* dan *Neural Network* untuk memprediksi beban besok. Pemilihan input beban didasarkan pada data beban yang memiliki karakteristik kurva beban dan indeks hari kerja yang serupa atau biasa disebut data historic. Ada 4 (empat) komponen penting yang harus diperhatikan, yaitu:

1. Indeks Hari Kerja

Indeks Hari kerja merupakan faktor beban penting yang mempengaruhi akurasi peramalan, karena untuk hari-hari yang indeks hari kerjanya berbeda, umumnya memiliki bentuk kurva beban yang berbeda. Data hari kerja dan hari libur akan dimasukkan juga sebagai variable input metode tersebut dalam kurun waktu selama 1 minggu. Untuk memperkirakan beban besok ($H+1$), umumnya menggunakan beban yang paling baru, yaitu beban kemarin ($H-1$) dan beban dari satu minggu yang lalu ($H-7$, dengan indeks hari kerja yang sama). Dalam Tugas Akhir ini menggunakan *data historic* sebagai input untuk diprediksi menggunakan *Neural Network* dari variable training yang digunakan pada Tugas Akhir sebelumnya.

2. Dekomposisi *Wavelet*

Wavelet Haar baik untuk peramalan beban karena wavelet ini adalah wavelet orthogonal dan tidak akan menyebabkan hilangnya informasi dalam frekuensi domain. Dalam tugas akhir ini menggunakan

metode dari penelitian sebelumnya di mana *Wavelet Haar* digunakan untuk menguraikan input beban menjadi komponen frekuensi rendah dan komponen frekuensi tinggi. Dekomposisi diimplementasikan dengan menggunakan filter bank dua chanel seperti yang digambarkan pada Gambar 3.12.

Untuk saluran frekuensi rendah pada Gambar 3.12, L adalah *scaling function* yang mempunyai koefisien $[\frac{1}{\sqrt{2}}; \frac{1}{\sqrt{2}}]$ dan pada dasarnya adalah sebuah *lowpass filter*. Hal ini digunakan untuk menyaring komponen frekuensi tinggi keluar dan output dari L berisi informasi frekuensi rendah dari beban saja. Output dari L kemudian di *downsampling* untuk mengurangi volume data. Setelah di *downsampling* sinyal frekuensi rendah di interpolasi untuk memulihkan data. Sama dengan sebelumnya, saluran frekuensi tinggi adalah *wavelet function* yang memiliki koefisien $[\frac{1}{\sqrt{2}}; -\frac{1}{\sqrt{2}}]$ dan pada dasarnya adalah sebuah *highpass filter*. Hal ini digunakan untuk menyaring komponen frekuensi rendah keluar dan output dari H berisi informasi frekuensi tinggi saja. Fungsi *wavelet* H kemudian diikuti tiga langkah pengolahan sinyal yang serupa dengan sebelumnya.

Filter F_1 dan F_2 pada dasarnya didesain untuk rekonstruksi data yang sempurna. Sementara informasi frekuensi rendah memiliki pola yang jelas menyerupai input beban asli tapi lebih halus, sedangkan informasi frekuensi tinggi memiliki pola yang sangat kasar.

3. Autokorelasi Data Beban

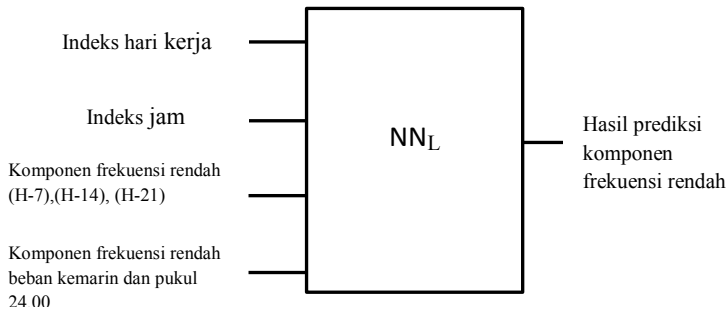
Data beban yang merupakan variable input dan target peramalan merupakan data yang bersifat *time series*. Metode *time series* dalam Tugas Akhir ini adalah metode peramalan dengan menggunakan analisa pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu atau analisis *time series*. Dalam komponen ini akan dijelaskan bagaimana metode untuk mengambil atau menyeleksi data-data beban, khususnya data target peramalan frekuensi tinggi yang di mana nantinya akan diambil data beban yang memiliki nilai korelasi yang signifikan pada variable input beban itu sendiri. Autokorelasi parsial atau PACF yang digunakan ini akan mengambil nilai lag t ke $t-100$ sebagai sampling dari jumlah data beban yang dikorelasikan. Data target peramalan beban yang dikorelasikan hanya diambil beberapa nilai t - yang nilai autokorelasinya signifikan saja untuk parameter variable

input komponen frekuensi tinggi. Di mana (t -) merupakan data beban per 30 menit sebelumnya.

Berbeda dengan komponen frekuensi rendah, yang mana metodenya disamakan dengan penelitian sebelumnya tanpa menggunakan autokorelasi tetapi hanya menggunakan *Data historic* yang digunakan sebagai input dalam Tugas Akhir ini adalah data satu minggu (H-7), dua minggu (H-14) dan tiga minggu yang lalu (H-21). Hal ini disebabkan, karena dengan metode pemilihan data historis tersebut sudah menunjukkan hasil peramalan beban frekuensi rendah dengan pola yang signifikan terhadap target peramalannya.

4. Neural Network

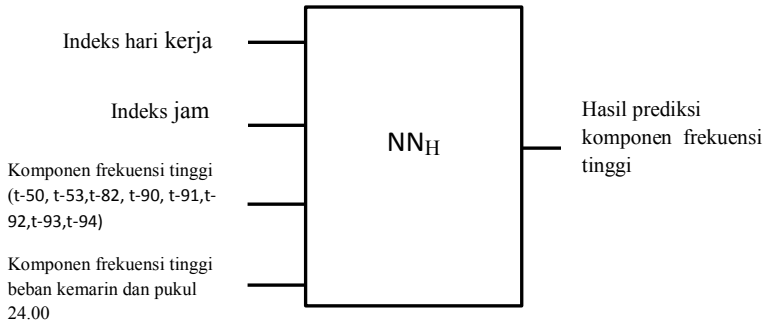
Seperti pada penelitian Tugas Akhir sebelumnya, dua *Neural Network* digunakan secara terpisah untuk komponen frekuensi rendah dan komponen frekuensi tinggi. Untuk jaringan frekuensi rendah, input yang dipilih berdasarkan indeks hari kerja, indeks jam dan komponen frekuensi rendah beban input itu sendiri seperti ditunjukkan Gambar 3.13. Untuk meningkatkan kinerja jaringan sekaligus meningkatkan kemampuan untuk meramalkan beban besok, setiap masukan dinormalisasi (0.05, 0.95). Indeks hari kerja dikodekan dengan menggunakan bilangan biner 7digit, yaitu 1000000 untuk hari senin, 0100000 untuk hari selasa sampai 0000001 untuk hari minggu.



Gambar 3.13 Jaringan frekuensi rendah

Untuk jaringan frekuensi tinggi, input juga dipilih berdasarkan indeks hari kerja, indeks jam dan komponen beban frekuensi tinggi itu sendiri. Komponen frekuensi tinggi dari beban hari

yang sama adalah inputan utama dalam pandangan korelasi yang baik dengan frekuensi tinggi beban besok.



Gambar 3.14 Jaringan frekuensi tinggi

Proses pelatihan berakhir ketika kesalahan (*error*) pelatihan telah mencapai batas yang telah ditentukan atau karena telah mencapai maksimal *epoch*. Dua jaringan ini dilatih menggunakan data selama 7,5 bulan (Januari-Agustus 2012) untuk memprediksi data beban pada minggu akhir bulan Agustus 2012. Hasil akhir dari peramalan ini adalah penjumlahan dari dua jaringan tersebut.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4

SIMULASI, HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Data diambil dari PT. PLN (Persero). Data Historis diambil Data yang digunakan adalah data kuantitatif beban listrik harian dalam satuan Megawatt (MW) pada sistem kelistrikan Jawa Timur tahun 2012 dalam rentang waktu 7,5 bulan (Januari-Agustus 2012) tiap 30 menit selama 24 jam.

Data yang pada Tugas Akhir sebelumnya diolah menggunakan metode *Wavelet* dan *Neural Network*, sekarang ditambah lagi untuk menentukan korelasi data antar beban dengan menggunakan Autokorelasi Parsial. Sistem peramalan ini berdasarkan *similar day*, misalnya pola beban hari senin pada minggu lalu akan mempunyai pola beban yang serupa dengan hari senin minggu ini.

4.2 Lokasi Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menyempurnakan metode penelitian peramalan yang sudah ada sebelumnya, yaitu metode peramalan beban menggunakan wavelet dan neural network[4]. Penyempurnaan ini dengan menambahkan metode autokorelasi data beban sebelum diproses menggunakan neural network, sehingga hasil prediksi peramalan beban yang diinginkan akan lebih akurat khususnya untuk optimasi prediksi frekuensi tinggi. Pengambilan data untuk penelitian didapat dari PT.PLN (persero). Sedangkan proses penelitian dilakukan di Laboratorium Teknik Tegangan Tinggi Teknik Elektro ITS.

4.3 Tahapan Peramalan Beban

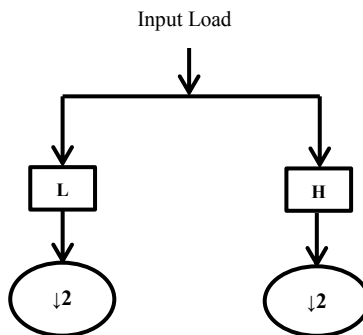
4.3.1 Pemilihan Input Beban

Sebelum melangkah untuk menentukan pemilihan input beban, terlebih dahulu dilakukan penentuan hari apa yang ingin diramal, bisa hari besok, hari lusa, atau hari yang sama pada minggu yang akan datang. Data selama H-7 bulan dipersiapkan untuk proses peramalan. Lebih banyak data yang ada, akan lebih baik nanti untuk hasil testing peramalannya, akan tetapi waktu yang digunakan untuk proses peramalan akan lebih lama.

Indeks hari kerja merupakan faktor beban penting yang mempengaruhi akurasi peramalan, karena untuk hari-hari yang indeks hari kerjanya berbeda, umumnya memiliki bentuk kurva beban yang berbeda. Dalam tugas akhir ini menggunakan *data historic* sebagai input untuk diprediksi menggunakan *Neural Network*. *Data historic* yang digunakan sebagai input dalam tugas akhir ini adalah data yang memiliki indeks hari kerja yang sama, yaitu data satu minggu (H-7), dua minggu (H-14) dan tiga minggu yang lalu (H-21). Pola beban dengan indeks hari kerja yang sama biasanya mempunyai pola beban yang sama. Akan tetapi, nantinya sebelum diproses ke dalam *Neural Network*, variable data historic tersebut hanya menjadi komponen untuk variabel input untuk frekuensi rendah, sedangkan pada komponen frekuensi tinggi menggunakan variabel input yang diambil dari autokorelasi data target permalan beban hari ini dan kemarin.

4.3.2 Wavelet Dekomposisi

Pada dasarnya wavelet adalah terdiri dari 2 filter bank, *lowpass filter* dan *highpass filter*. Kedua filter inilah yang menghasilkan komponen frekuensi rendah (*Aproksimasi*) dan komponen frekuensi tinggi (*Detail*). Frekuensi rendah adalah sinyal data yang lambat berubah, bentuknya serupa dengan sinyal inputnya. Frekuensi tinggi adalah sinyal data yang cepat berubah, bentuknya sangat kasar. Gambar 4.1 menunjukkan proses pemisahan input data beban menjadi komponen frekuensi tinggi dan komponen frekuensi rendah.



Gambar 4.1 Proses *wavelet* dekomposisi

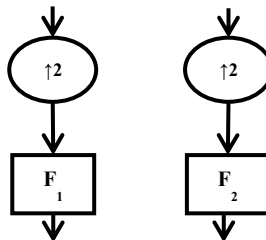
Input Load atau input data beban diproses oleh dua filter. H merupakan sebuah *highpass filter* dan L merupakan sebuah *lowpass filter*, sehingga keluarannya terdiri dari dua komponen. Gambar 4.3 merupakan contoh dari sinyal input data beban Jawa Timur tiap 30 menit selama 24 jam.

Sinyal pada Gambar 4.3 diproses oleh *lowpass filter* dan *highpass filter* sehingga keluarannya terdiri dari dua komponen, yaitu sinyal *aproksimasi* dan sinyal *detail*. Sinyal *aproksimasi* merupakan keluaran dari *lowpass filter*, hasil keluarannya menyerupai bentuk sinyal aslinya. Sementara sinyal *detail* merupakan keluaran dari *high pass filter*, hasil keluarannya mempunyai bentuk yang kasar, karena sifat alami dari sinyal *detail* ini adalah sebuah *noise*.

Setelah proses *filtering* terdapat proses *downsampling*, proses ini tergabung menjadi satu paket dalam proses wavelet dekomposisi. Sinyal input data beban yang pada awalnya terdapat 48 sampel (tiap 30 menit selama 24 jam) di *downsample* sehingga menjadi 24 sampel saja. Gambar 4.4 dan 4.6 menunjukkan hasil keluaran dari sinyal *aproksimasi* dan sinyal *detail* yang sudah di *downsampling*.

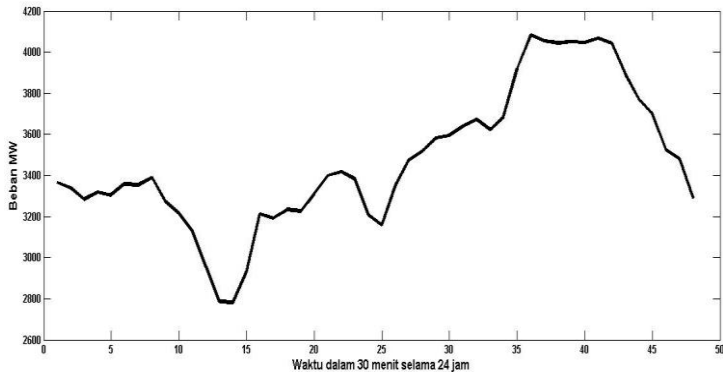
4.3.3 Upsampling dan Lowpass Filter (Interpolation)

Upsampling adalah proses pemanjangan suatu sampel data dengan cara menyisipkan nilai nol diantara nilai awal. Proses *upsampling* tidak mengakibatkan kehilangan informasi dari sinyal. Akan tetapi keluaran dari *upsampling* memiliki bentuk sinyal yang kasar, maka dari itu proses *upsampling* dalam dunia DSP (Digital Signal Processing) biasanya diikuti dengan *lowpass filter*. Proses *upsampling* yang diikuti dengan *lowpass filter* dalam dunia DSP disebut Interpolasi.

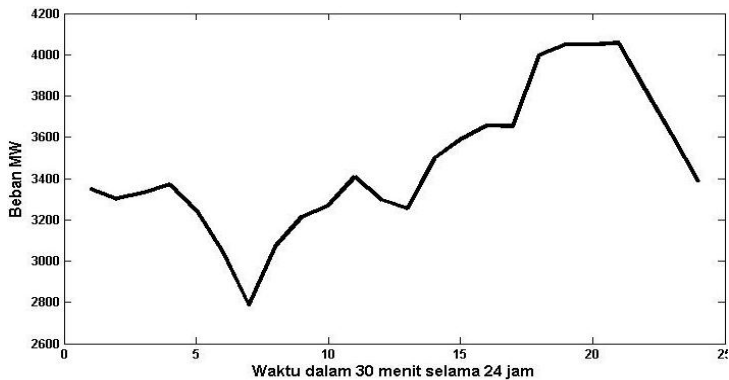


Gambar 4.2 Proses interpolasi

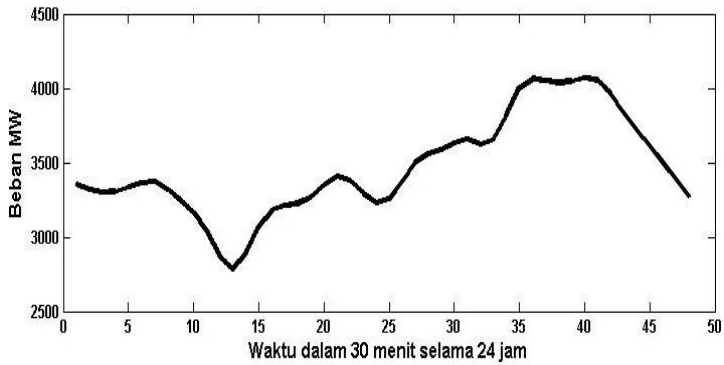
Hasil keluaran dari proses downsampling yang yang masing-masing komponen memiliki 24 sampel, di interpolasi sehingga keluarannya memiliki sampel yang sama seperti input data beban yaitu 48 sampel. Hasil aproksimasi yang di interpolasi serupa dengan input data beban, hanya saja bentuk sinyalnya lebih halus, sementara sinyal detail masih tetap memiliki bentuk yang kasar, seperti yang ditunjukkan gambar 4.5 dan 4.7. Data keluaran dari proses interpolasi inilah yang nantinya akan di proses bersama data-data lain dengan menggunakan neural network.



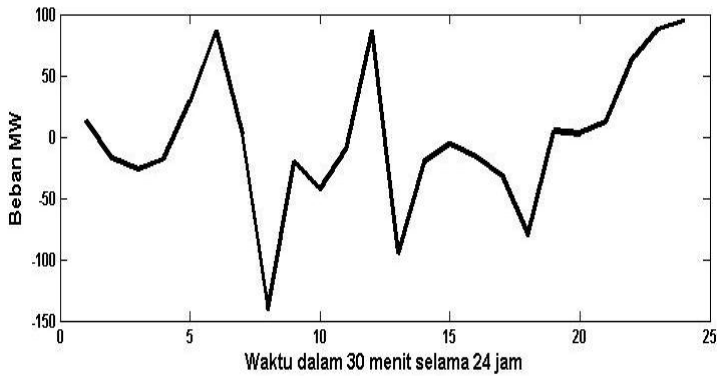
Gambar 4.3 Contoh data beban Jawa Timur tanggal 1 Agustus 2012



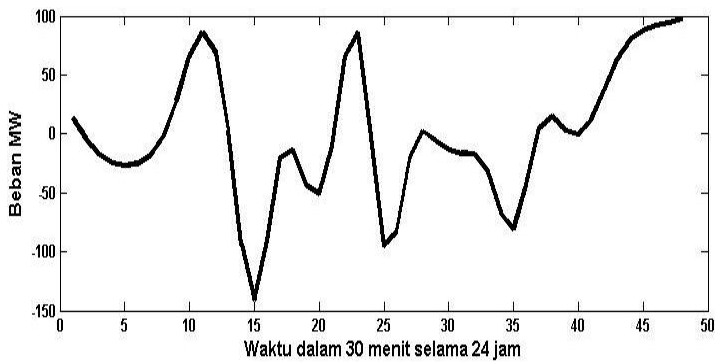
Gambar 4.4 Sinyal aproksimasi setelah downsampling



Gambar 4.5 Sinyal aproksimasi setelah interpolasi



Gambar 4.6 Sinyal detail setelah downsampling



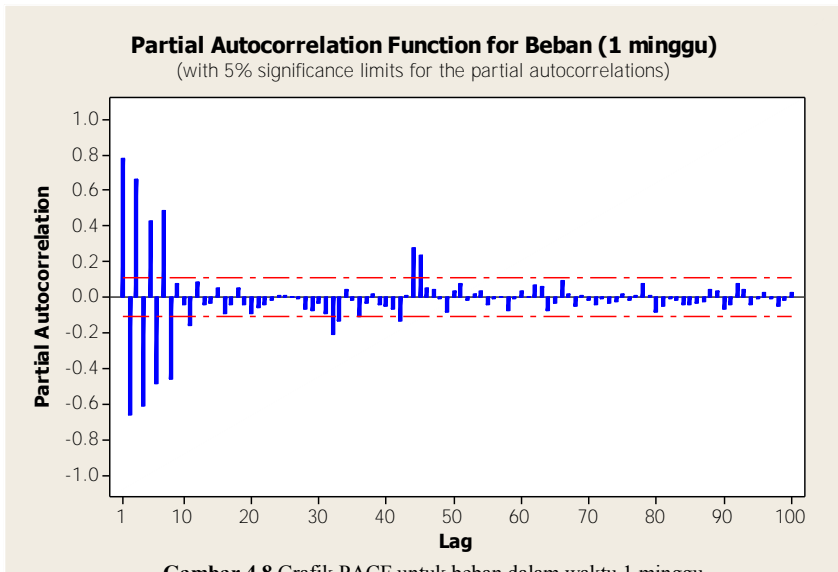
Gambar 4.7 Sinyal detail setelah interpolasi

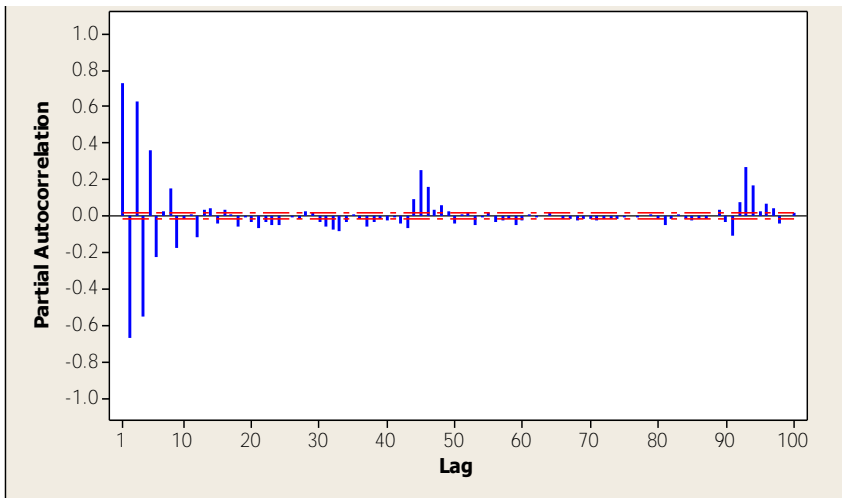
4.3.4 Autokorelasi Data

Dalam bagian metode tersebut, hanya data beban target peramalan frekuensi tinggi hari ini dan kemarin saja yang diproses ke dalam metode autokorelasi parsial.

Hal ini tidak dilakukan untuk optimasi data beban frekuensi rendah dikarenakan pada proses penelitian sebelumnya hanya dengan pola variabel input data historic saja sudah menampilkan output hasil peramalan frekuensi rendah yang sudah signifikan dan sesuai. Namun, dalam Tugas Akhir ini memiliki tujuan utama yaitu untuk optimalisasi prediksi ata hasil peramalan frekuensi tinggi dari penelitian sebelumnya.

Proses autokorelasi tersebut hanya mengambil data target beban yang bersifat time series dan akan diketahui nantinya nilai korelasinya yang signifikan antar beban frekuensi tinggi itu sendiri. Dengan menggunakan software MiniTab 16.0 data target beban sebagai input untuk mendapatkan nilai korelasi yang sesuai dengan menampilkan hasil plot autokorelasi parsial (PACF) ini. Korelasi antar data beban pada





Dari kedua gambar plot autokorelasi parsial tersebut yaitu Gambar 4.8 dan Gambar 4.9 menunjukkan bahwa dengan batas lag (k) 100 dari data beban peramalan yang sudah diproses dengan wavelet dan interpolasi, korelasi data antar beban dapat dilihat pada grafik autokorelasi pada data beban minimal 1 hari sebelumnya pada t terhadap $t-50$, $t-53$, $t-82$, $t-90$, $t-91$, $t-92$, $t-93$, dan $t-94$ dengan hasil korelasi yang signifikan. Dari plot autokorelasi ini pula didapatkan bahwa korelasi yang mendekati signifikan juga bersifat periodic dengan pola waktu t - yang sama yaitu setiap beban sehari sebelumnya. Data beban pada waktu t - yang signifikan inilah yang diambil sebagai variabel input training peramalan frekuensi tinggi ke dalam Neural Network.

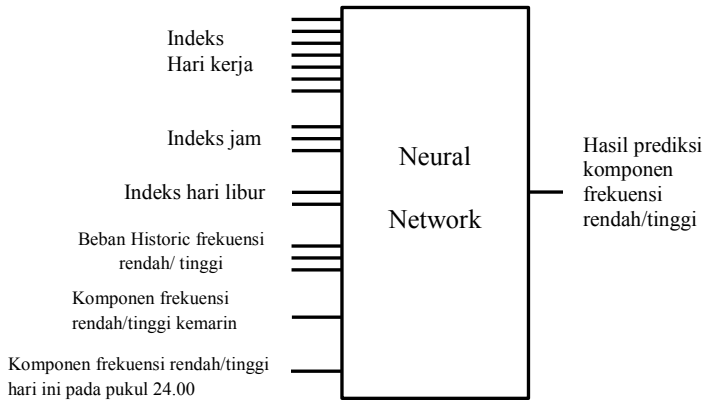
4.3.5 Neural Network

4.3.5.1 Langkah-Langkah Pemilihan Input

Dalam pembuatan neural network, pertama yang harus dilakukan adalah mempersiapkan input yang akan digunakan. Dua *neural network* digunakan secara terpisah untuk kedua keluaran dari proses interpolasi tersebut.

Untuk jaringan frekuensi rendah (aproksimasi), input yang dipilih berdasarkan indeks hari kerja, indeks jam dan komponen frekuensi rendah beban input itu sendiri, sesuai dengan skenario III. Untuk

jaringan frekuensi tinggi (detail), input juga dipilih berdasarkan indeks hari kerja, indeks jam dan komponen beban frekuensi tinggi itu sendiri. Komponen frekuensi tinggi dari beban hari yang serupa adalah inputan utama dalam pandangan korelasi yang baik dengan frekuensi tinggi beban besok.

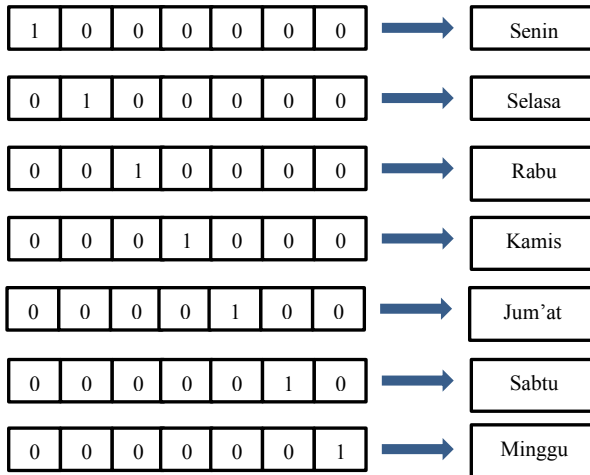


Gambar 4.10 Input *neural network* yang disusun

Gambar 4.10 memperlihatkan input-input apa saja yang dipakai pada neural network disini. Ada 6 macam input yang dipakai, yaitu:

1. Indeks Hari Kerja

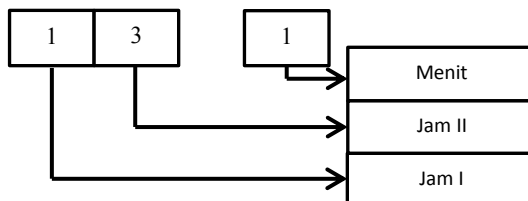
Indeks hari kerja dikodekan dengan menggunakan bilangan biner 7 digit, yaitu 1000000 untuk hari senin, 0100000 untuk hari selasa sampai 0000001 untuk hari minggu. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 4.11 Indeks hari kerja

2. Indeks Jam

Indeks jam dikodekan dengan menggunakan bilangan biner 3 digit. 2 digit pertama menunjukkan jam, dan 1 digit terakhir menunjukkan menit. Misalnya pukul 13 maka input pada jam I adalah 1 dan input pada jam II adalah 3. Sementara menit menunjukkan per 30 menit (0 untuk 30 menit pertama, 1 untuk 30 menit berikutnya). Misalnya pukul 13.30 maka input digit menit adalah 1, seperti pada gambar 4.10.

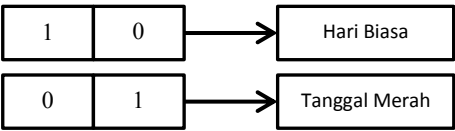


Gambar 4.12 Indeks jam

3. Indeks Hari Libur

Indeks hari libur diisi 2 digit, digit pertama untuk hari biasa dan digit kedua untuk tanggal merah. Misalkan di kalender

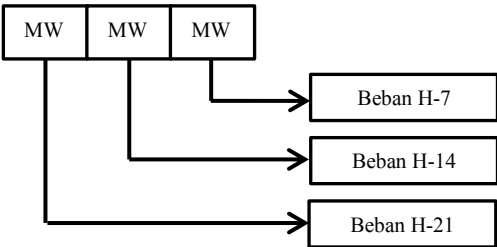
menunjukkan tanggal merah maka digit pertama diisi 0 dan digit kedua diisi 1 dan sebaliknya.



Gambar 4.13 Indeks hari libur

4. Beban Historic

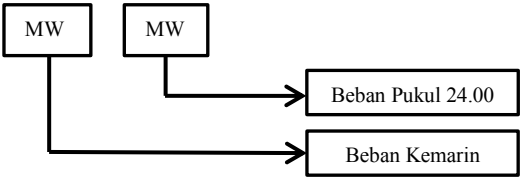
Data beban tersebut terdiri dari 3 digit input masing-masing data historic H-7, H-14 dan H-21 hari dalam satuan MW. Input ini termasuk penting karena sangat mempengaruhi hasil korelasi khususnya pada metode ini untuk komponen input peramalan frekuensi rendah.



Gambar 4.14 Indeks beban *historic*

5. Beban Kemarin dan Beban Pada Pukul 24.00 Hari ini

2 digit terakhir terdiri dari beban kemarin dan beban pada pukul 24.00 hari ini. Tujuannya untuk meningkatkan akurasi prediksi. Dari hasil percobaan dan penelitian sebelumnya menunjukkan 2 input terakhir ini dapat meningkatkan korelasi neural network dan mengurangi error peramalan bagi kedua komponen frekuensi tersebut.



Gambar 4.15 Indeks beban kemarin dan beban pukul 24.00

4.3.5.2 Membangun Arsitektur Neural Network

Membangun arsitektur neural network adalah langkah selanjutnya setelah input data sudah dipersiapkan. Tidak ada aturan khusus dalam membangun arsitektur neural network. Dalam tugas akhir ini digunakan algoritma backpropagation dengan 3 lapisan (2 *hidden layer*, 1 *output layer*). Lapisan pertama dan kedua terdiri dari 20 neuron dengan fungsi aktivasi tansig dan logsig. Sedangkan lapisan ketiga hanya 1 neuron dengan fungsi aktivasi purelin dan fungsi pelatihan jaringan yang digunakan adalah *traingdx*.

Sebelum melakukan pelatihan, kita tetapkan terlebih dahulu parameter-parameter yang akan digunakan. Ada beberapa parameter yang perlu diatur besarnya, antara lain:

1. Maksimum epoch (= 24000)
2. Kinerja tujuan ($=10^{-2}$)
3. *Learning rate* (0.01)

Pembelajaran yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode *supervised learning*, dengan cara memasang data dengan target yang diinginkan untuk melatih jaringan yang telah dibuat sebelumnya, sehingga diperoleh bobot yang diinginkan. Kita harus membuat data target sesuai dengan data input yang ada.

Data yang digunakan dalam pelatihan ini terdiri dari 60 hari sebelum hari besok, tiap harinya terdiri dari 48 data (tiap 30 menit selama 24 jam) yang sudah melalui proses wavelet dekomposisi dan interpolasi.

Pasangan data tersebut berfungsi sebagai “guru” untuk melatih jaringan hingga diperoleh bobot yang diinginkan. Pada setiap kali pelatihan, suatu input diberikan ke jaringan, selanjutnya akan diproses dan menghasilkan *output*. Selisih antara *output* dan target merupakan *error* yang terjadi. Jaringan akan memodifikasi bobot sesuai dengan *error* tersebut.

Proses selanjutnya adalah pengujian hasil pelatihan jaringan yang sudah dibentuk, data baru menjadi input testing. Dari hasil pengujian ini dapat diketahui tingkat keakuratan jaringan yang telah dibuat.

4.4 Analisis Data dan Pembahasan

Berikut adalah tahapan yang akan diuji coba pada tugas akhir ini. Hasil akhirnya akan dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, penelitian mana yang memiliki hasil peramalan yang paling akurat.

Hasil Peramalan Pada Hari Jum'at 31 Agustus 2012

Tahapan peramalan menggunakan input indeks hari kerja, indeks jam, input data beban kemarin dan beban hari ini pada pukul 24.00 serta data historis dari kedua frekuensi untuk memprediksi beban besok. Hasil testing *Neural Network* untuk komponen frekuensi rendah dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.1. Hasil Peramalan Beban Frekuensi Rendah tanggal 31 Agustus 2012.

Frekuensi Rendah					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih (MW)	Error	Error(%)
12:00:00 AM	3308.2836	3256.697829	51.59	0.01559	1.559%
12:30:00 AM	3233.1813	3226.964136	6.22	0.00192	0.192%
1:00:00 AM	3168.6852	3178.306493	9.62	0.00304	0.304%
1:30:00 AM	3137.9071	3105.158476	32.75	0.01044	1.044%
2:00:00 AM	3116.4636	3050.553392	65.91	0.02115	2.115%
2:30:00 AM	3081.5926	3057.210365	24.38	0.00791	0.791%
3:00:00 AM	3093.267	3109.713589	16.45	0.00532	0.532%
3:30:00 AM	3181.431	3152.568715	28.86	0.00907	0.907%
4:00:00 AM	3290.8318	3197.320428	93.51	0.02842	2.842%
4:30:00 AM	3337.3335	3226.718788	110.61	0.03314	3.314%
5:00:00 AM	3276.6332	3194.808769	81.82	0.02497	2.497%
5:30:00 AM	3127.9223	3078.62908	49.29	0.01576	1.576%
6:00:00 AM	3028.768	3000.393689	28.37	0.00937	0.937%
6:30:00 AM	3082.409	3044.303008	38.11	0.01236	1.236%
7:00:00 AM	3233.2381	3189.221723	44.02	0.01361	1.361%
7:30:00 AM	3369.8228	3268.712202	101.11	0.03000	3.000%
8:00:00 AM	3460.9951	3305.98585	155.01	0.04479	4.479%
8:30:00 AM	3508.6655	3353.845187	154.82	0.04413	4.413%
9:00:00 AM	3559.4103	3483.074094	76.34	0.02145	2.145%
9:30:00 AM	3629.6689	3583.539926	46.13	0.01271	1.271%
10:00:00 AM	3621.3084	3398.07046	223.24	0.06165	6.165%
10:30:00 AM	3469.6926	3353.478542	116.21	0.03349	3.349%
11:00:00 AM	3331.7303	3347.576131	15.85	0.00476	0.476%
11:30:00 AM	3353.1599	3360.778555	7.62	0.00227	0.227%
12:00:00 PM	3473.2731	3465.83654	7.44	0.00214	0.214%
12:30:00 PM	3565.3137	3550.007347	15.31	0.00429	0.429%
1:00:00 PM	3608.0591	3659.989282	51.93	0.01439	1.439%
1:30:00 PM	3608.3852	3680.846585	72.46	0.02008	2.008%

Frekuensi Rendah					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih (MW)	Error	Error(%)
2:00:00 PM	3580.9388	3664.522806	83.58	0.02334	2.334%
2:30:00 PM	3544.3373	3666.662352	122.33	0.03451	3.451%
3:00:00 PM	3502.1888	3660.480257	158.29	0.04520	4.520%
3:30:00 PM	3465.773	3604.734	138.96	0.04010	4.010%
4:00:00 PM	3533.0607	3593.706722	60.65	0.01717	1.717%
4:30:00 PM	3743.3123	3801.656229	58.34	0.01559	1.559%
5:00:00 PM	3975.9253	4141.969472	166.04	0.04176	4.176%
5:30:00 PM	4092.7478	4240.559757	147.81	0.03612	3.612%
6:00:00 PM	4104.8792	4190.968983	86.09	0.02097	2.097%
6:30:00 PM	4071.8445	4124.886011	53.04	0.01303	1.303%
7:00:00 PM	4031.7711	4060.500155	28.73	0.00713	0.713%
7:30:00 PM	3992.4044	3990.20449	2.20	0.00055	0.055%
8:00:00 PM	3933.2262	3883.612925	49.61	0.01261	1.261%
8:30:00 PM	3826.7408	3736.778162	89.96	0.02351	2.351%
9:00:00 PM	3710.9792	3588.268725	122.71	0.03307	3.307%
9:30:00 PM	3619.8953	3486.69687	133.20	0.03680	3.680%
10:00:00 PM	3537.2592	3427.916921	109.34	0.03091	3.091%
10:30:00 PM	3432.1089	3411.274677	20.83	0.00607	0.607%
11:00:00 PM	3312.9127	3390.366756	77.45	0.02338	2.338%
11:30:00 PM	3191.8418	3366.740803	174.90	0.05480	5.480%
Error Minimum					0.055%
Error Maksimum					6.165%
MAE (MW)					75.189
MAPE (%)					2.135%

Tabel 4.2. Hasil Peramalan Beban Frekuensi Tinggi tanggal 31 Agustus 2012.

Frekuensi Tinggi					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih (MW)	Error	Error(%)
12:00:00 AM	-6.6242	15.533913	22.16	3.3450	334.50%
12:30:00 AM	4.83777	14.849143	10.01	2.0694	206.94%
1:00:00 AM	19.4542	12.965766	6.49	0.3335	33.35%
1:30:00 AM	19.4434	10.018228	9.43	0.4847	48.47%
2:00:00 AM	7.6326	2.0300762	5.60	0.7340	73.40%
2:30:00 AM	-6.3084	0.3557492	6.66	1.0564	105.64%
3:00:00 AM	-35.809	-25.68756	10.12	0.2827	28.27%

Frekuensi Tinggi					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih (MW)	Error	Error(%)
3:30:00 AM	-78.289	-52.01512	26.27	0.3356	33.56%
4:00:00 AM	-69.81	-38.26618	31.54	0.4519	45.19%
4:30:00 AM	20.3344	15.730536	4.60	0.2264	22.64%
5:00:00 AM	107.165	81.002683	26.16	0.2441	24.41%
5:30:00 AM	103.978	75.798014	28.18	0.2710	27.10%
6:00:00 AM	23.1158	15.434325	7.68	0.3323	33.23%
6:30:00 AM	-72.933	-63.87961	9.05	0.1241	12.41%
7:00:00 AM	-114.11	-85.01822	29.09	0.2549	25.49%
7:30:00 AM	-71.324	-51.43341	19.89	0.2789	27.89%
8:00:00 AM	-11.227	-25.30262	14.08	1.2538	125.38%
8:30:00 AM	-3.3149	-11.25092	7.94	2.3940	239.40%
9:00:00 AM	-29.247	-31.86056	2.61	0.0894	8.94%
9:30:00 AM	-39.833	-35.54941	4.28	0.1075	10.75%
10:00:00 AM	13.1816	-1.777904	14.96	1.1349	113.49%
10:30:00 AM	123.722	88.96039	34.76	0.2810	28.10%
11:00:00 AM	145.39	100.18405	45.21	0.3109	31.09%
11:30:00 AM	-9.4725	-34.7346	25.26	2.6669	266.69%
12:00:00 PM	-154.37	-90.16692	64.21	0.4159	41.59%
12:30:00 PM	-108.09	-70.34693	37.74	0.3492	34.92%
1:00:00 PM	21.5077	-7.63547	29.14	1.3550	135.50%
1:30:00 PM	71.6122	42.050418	29.56	0.4128	41.28%
2:00:00 PM	52.3358	26.433114	25.90	0.4949	49.49%
2:30:00 PM	24.0692	18.485587	5.58	0.2320	23.20%
3:00:00 PM	4.8742	-1.034432	5.91	1.2122	121.22%
3:30:00 PM	-3.6017	1.524803	5.13	1.4234	142.34%
4:00:00 PM	-34.494	-37.53403	3.04	0.0881	8.81%
4:30:00 PM	-105.61	-30.8581	74.76	0.7078	70.78%
5:00:00 PM	-142.57	-90.84349	51.73	0.3628	36.28%
5:30:00 PM	-86.501	-35.04736	51.45	0.5948	59.48%
6:00:00 PM	-4.4024	13.034039	17.44	3.9607	396.07%
6:30:00 PM	24.4436	26.005476	1.56	0.0639	6.39%
7:00:00 PM	19.5027	11.934358	7.57	0.3881	38.81%
7:30:00 PM	24.2387	21.721598	2.52	0.1038	10.38%
8:00:00 PM	37.9608	47.26816	9.31	0.2452	24.52%
8:30:00 PM	48.2416	61.267809	13.03	0.2700	27.00%
9:00:00 PM	51.1546	58.55592	7.40	0.1447	14.47%

Frekuensi Tinggi					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih (MW)	Error	Error(%)
9:30:00 PM	46.8093	52.142905	5.33	0.1139	11.39%
10:00:00 PM	46.1176	41.860784	4.26	0.0923	9.23%
10:30:00 PM	59.401	38.533529	20.87	0.3513	35.13%
11:00:00 PM	83.0789	30.559997	52.52	0.6322	63.22%
11:30:00 PM	106.71	60.373714	46.34	0.4342	43.42%
Error Minimum					6.39%
Error Maksimum					396.07%
MAE (MW)					20.30
MAPE (%)					69.82%

Tabel 4.1 diatas merupakan hasil peramalan komponen frekuensi rendah dan Tabel 4.2 merupakan hasil peramalan komponen frekuensi tinggi. Dapat diketahui hasil peramalan dari komponen frekuensi rendah memiliki error minimum sebesar 0.05% pada pukul 7.30 PM dan error maksimum sebesar 6.16% pada pukul 10.00 AM, sementara nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error) sebesar 2.13% dan nilai MAE (Mean Absolute Error) sebesar 75,18 MW.

Untuk komponen frekuensi tinggi sendiri ada satu hal yang perlu menjadi catatan, yaitu untuk meramal atau memprediksi hasil dari komponen frekuensi tinggi ini sangat sulit karena sifat alami dari komponen ini sendiri adalah sebuah *noise*.

Hasil peramalannya memiliki error minimum sebesar 6,39% pada pukul 6.30 PM dan error maksimum sebesar 396,07% pada pukul 6.00 PM, sementara nilai MAPE dan MAE masing-masing sebesar 69,82% dan 20,30MW. Seperti yang dikatakan sebelumnya komponen frekuensi tinggi adalah sebuah *noise* sehingga sulit diprediksi. Oleh karena itu, adanya metode autokorelasi data yang diharapkan dapat membuat hasil peramalan frekuensi tinggi bisa menjadi lebih optimal. Walaupun begitu nilai MAPE yang mencapai 69,82% tidak mencerminkan hasil peramalannya buruk, namun hasil prediksi peramalan tersebut sudah menunjukkan hasil yang baik antara peramalan dengan target peramalan beban dan komponen ini hanya berpengaruh sedikit pada hasil akhir peramalan. Gambar kurva beban perbandingan data sebenarnya dan hasil peramalan kedua komponen dapat dilihat pada Gambar 4.14 dan 4.15.

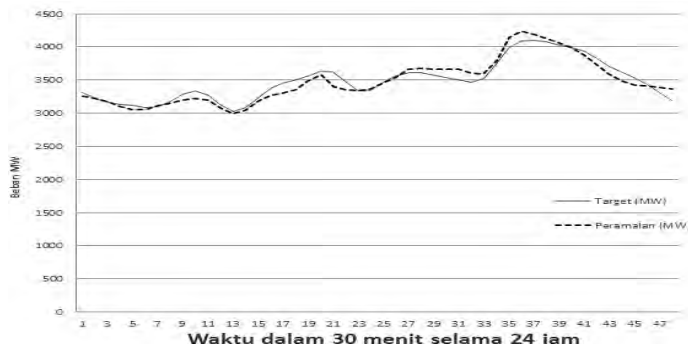
Untuk mendapatkan hasil akhirnya dapat kita jumlahkan kedua komponen tersebut. Hasil akhir peramalan dapat dilihat pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.3 Hasil akhir peramalan beban tanggal 31 Agustus 2012

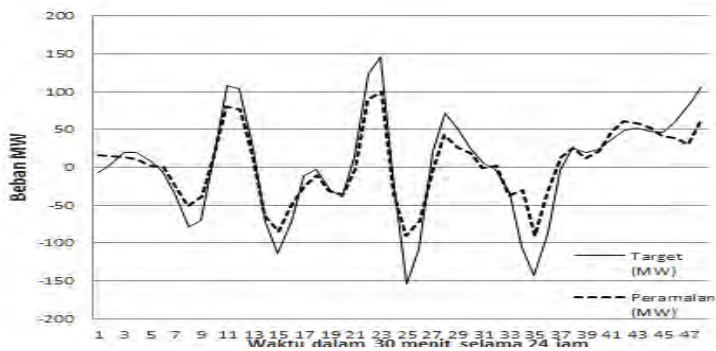
Hasil Akhir Peramalan					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih(MW)	Error	Error(%)
12:00:00 AM	3301.7	3272.23	29.47	0.0089	0.89%
12:30:00 AM	3314.9	3241.81	73.09	0.0220	2.20%
1:00:00 AM	3188.1	3191.27	3.17	0.0010	0.10%
1:30:00 AM	3149.2	3115.18	34.02	0.0108	1.08%
2:00:00 AM	3124.1	3052.58	71.52	0.0229	2.29%
2:30:00 AM	3108.8	3057.57	51.23	0.0165	1.65%
3:00:00 AM	3057.5	3084.03	26.53	0.0087	0.87%
3:30:00 AM	3129.1	3100.55	28.55	0.0091	0.91%
4:00:00 AM	3221.0	3159.05	61.95	0.0192	1.92%
4:30:00 AM	3360.6	3242.45	118.15	0.0352	3.52%
5:00:00 AM	3383.8	3275.81	107.99	0.0319	3.19%
5:30:00 AM	3169.5	3154.43	15.07	0.0048	0.48%
6:00:00 AM	3051.9	3015.83	36.07	0.0118	1.18%
6:30:00 AM	3005.7	2980.42	25.28	0.0084	0.84%
7:00:00 AM	3119.1	3104.20	14.90	0.0048	0.48%
7:30:00 AM	3347.3	3217.28	130.02	0.0388	3.88%
8:00:00 AM	3449.8	3280.68	169.12	0.0490	4.90%
8:30:00 AM	3472.2	3342.59	129.61	0.0373	3.73%
9:00:00 AM	3530.2	3451.21	78.99	0.0224	2.24%
9:30:00 AM	3588.7	3547.99	40.71	0.0113	1.13%
10:00:00 AM	3634.5	3396.29	238.21	0.0655	6.55%
10:30:00 AM	3608.1	3442.44	165.66	0.0459	4.59%
11:00:00 AM	3477.1	3447.76	29.34	0.0084	0.84%
11:30:00 AM	3186.3	3326.04	139.74	0.0439	4.39%
12:00:00 PM	3318.9	3375.67	56.77	0.0171	1.71%
12:30:00 PM	3627.6	3479.66	147.94	0.0408	4.08%
1:00:00 PM	3629.6	3652.35	22.75	0.0063	0.63%
1:30:00 PM	3586.6	3722.90	136.30	0.0380	3.80%
2:00:00 PM	3633.3	3690.96	57.66	0.0159	1.59%
2:30:00 PM	3528.6	3685.15	156.55	0.0444	4.44%
3:00:00 PM	3507.1	3659.45	152.35	0.0434	4.34%

Hasil Akhir Peramalan					
Pukul	Target (MW)	Peramalan (MW)	Selisih(MW)	Error	Error(%)
3:30:00 PM	3497.3	3606.26	108.96	0.0312	3.12%
4:00:00 PM	3498.6	3556.17	57.57	0.0165	1.65%
4:30:00 PM	3567.6	3770.80	203.20	0.0570	5.70%
5:00:00 PM	3833.4	4051.13	217.73	0.0568	5.68%
5:30:00 PM	4118.5	4205.51	87.01	0.0211	2.11%
6:00:00 PM	4100.5	4204.00	103.50	0.0252	2.52%
6:30:00 PM	4109.3	4150.89	41.59	0.0101	1.01%
7:00:00 PM	4051.3	4072.43	21.13	0.0052	0.52%
7:30:00 PM	4012.3	4011.93	0.37	0.0001	0.01%
8:00:00 PM	3971.2	3930.88	40.32	0.0102	1.02%
8:30:00 PM	3895.3	3798.05	97.25	0.0250	2.50%
9:00:00 PM	3762.1	3646.82	115.28	0.0306	3.06%
9:30:00 PM	3659.8	3538.84	120.96	0.0331	3.31%
10:00:00 PM	3583.4	3469.78	113.62	0.0317	3.17%
10:30:00 PM	3491.1	3449.81	41.29	0.0118	1.18%
11:00:00 PM	3396.0	3420.93	24.93	0.0073	0.73%
11:30:00 PM	3229.8	3427.11	197.31	0.0611	6.11%
Error Minimum					0.01%
Error Maksimum					6.55%
MAE (MW)					86.26
MAPE (%)					2.46%

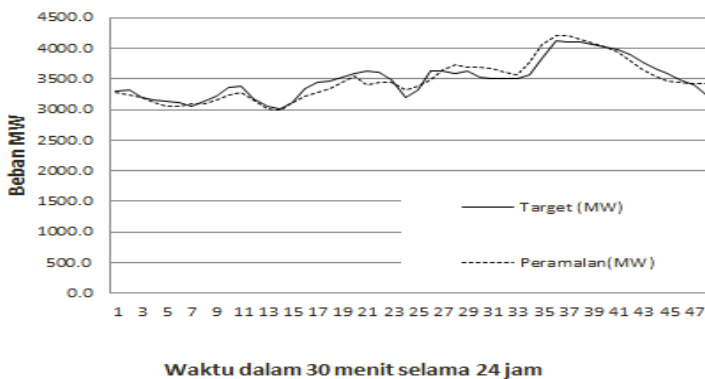
Tabel 4.3 diatas merupakan hasil akhir peramalan untuk hari Jum'at tanggal 31 Agustus 2012. Dapat diketahui hasil peramalannya memiliki error minimum sebesar 0,01% pada pukul 7.30 PM dan error maksimum sebesar 6,55% pada pukul 10.00 AM, sementara nilai MAPE (Mean Absolute Percentage Error) sebesar 2,46%. Grafik perbandingan antara data sebenarnya dengan hasil peramalan dapat dilihat pada Gambar 4.18 dibawah ini:



Gambar 4.16 Perbandingan data frekuensi rendah dan hasil peramalan frekuensi rendah.



Gambar 4.17 Perbandingan data frekuensi tinggi dan hasil peramalan frekuensi tinggi.



Gambar 4.18 Perbandingan data sebenarnya dan hasil akhir peramalan.

4.5 Perbandingan Hasil Peramalan

Setelah melakukan proses peramalan beban ini, kita dapat membandingkan bahwa perbandingan mana yang paling baik, sehingga dapat diketahui bagian komponen mana yang selisih nilai error yang paling optimal dalam meramalkan beban listrik hari Jum'at tanggal 31 Agustus 2012 ini. Untuk membandingkan bagian komponen mana yang paling baik serta di sini nantinya akan dibandingkan hasil peramalan tersebut terhadap hasil peramalan pada Tugas Akhir atau penelitian sebelumnya dengan kasus yang serupa dengan menggunakan parameter minimum error, maksimum error dan MAPE.

Tabel 4.4 Perbandingan hasil peramalan

		Penelitian Peramalan Sekarang (A)	Penelitian Peramalan Sebelumnya (B)
Frekuensi Rendah	Error Min	0,055%	0,055%
	Error Maks	6,16%	6,16%
	MAPE	2,13%	2,13%
Frekuensi Tinggi	Error Min	6,39%	5,22%
	Error Maks	396,07%	780,92%
	MAPE	69,82%	111,19%
Hasil Akhir	Error Min	0,01%	0,00%
	Error Maks	6,55%	7,28%
	MAPE	2,46%	2,51%

4.5.1 Perbandingan Hasil Peramalan Frekuensi Rendah

Berdasarkan metode dan data yang sama dengan penelitian sebelumnya pada bagian komponen frekuensi rendah setelah proses peramalan beban, Jika dilihat dari tabel perbandingan diatas, hasil peramalan frekuensi rendah antara kedua penelitian tersebut memiliki MAPE yang sama yaitu 2,13%.

Hasil ini dilakukan dengan metode yang sama pada penelitian sebelumnya menggunakan berbasis hari serupa dari H-7, H-14, dan H-21. Jadi, pada hasil MAPE dan MAE untuk komponen frekuensi rendah pada kedua metode penelitian tersebut adalah sebanding.

4.5.2 Perbandingan Hasil Peramalan Frekuensi Tinggi

Berbeda dengan tahapan metode penelitian sebelumnya pada komponen frekuensi tinggi, yang menggunakan proses autokorelasi data dalam mengolah data variabel input beban menjadi lebih optimal. Untuk hasil peramalan komponen frekuensi tinggi pada penelitian sebelumnya mendapat kesulitan untuk meramalnya, karena sifat alami frekuensi tinggi sendiri adalah sebuah *noise* dimana bentuk sinyalnya sangat kasar dan memiliki bentuk sinyal yang cepat berubah.

Dari tabel perbandingan penelitian peramalan di atas, hasil peramalan frekuensi tinggi yang paling baik adalah pada penelitian **A** dengan nilai MAPE paling kecil yaitu 69,82% dibandingkan dengan penelitian **B** dengan MAPE 111,19%. Namun untuk nilai error minimum, penelitian **B** sedikit lebih baik yaitu 5,22% dibandingkan dengan nilai error minimum penelitian **A** yang sebesar 6,39%.

Untuk maksimum error penelitian **A** sebesar 396,07% merupakan error maksimum paling kecil jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya (**B**) yang nilai maksimum errornya 780,92%. Secara keseluruhan penelitian **A** merupakan metode yang jauh lebih baik dan optimal untuk meramal komponen frekuensi tinggi beban besok dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Hal ini dikarenakan perbedaan metode pengolahan variabel data input beban yang sebelum diolah dalam Neural network, data-data beban tersebut dikorelasikan antar data beban-beban sehingga dari korelasi variabel input tersebut menghasilkan data-data beban yang memiliki korelasi antar data beban input yang signifikan.

4.5.3 Perbandingan Hasil Akhir Peramalan

Dari tabel 4.7 antara kedua hasil penelitian peramalan beban tersebut, dapat disimpulkan bahwa penelitian peramalan sekarang (**A**) memiliki nilai akurasi yang paling baik dibanding penelitian peramalan sebelumnya (**B**). Seiring dengan metode penelitian sebelumnya, dalam penelitian **A** dan **B** untuk proses peramalan beban frekuensi rendah menggunakan metode yang sama dengan variabel input data *historic* sebelumnya seperti *H-7*, *H-14*, *H-21*. Namun berbeda metode dengan komponen frekuensi tinggi pada penelitian peramalan sebelumnya (**B**) yang menggunakan variabel input data *historic* pula layaknya komponen frekuensi rendah pada penelitian sebelumnya, proses pengolahan data input beban pada penelitian peramalan beban sekarang (**A**) menggunakan variabel komponen frekuensi tinggi antara lain pada

beban t terhadap $t-50, t-53, t-82, t-90, t-91, t-92, t-93, t-94$ (data beban hari ini atau beberapa hari sebelum peramalan beban besok) yang sudah dijelaskan pada komponen frekuensi tinggi, menghasilkan error minimum yang cukup baik pada penelitian A yaitu 0,01%, yang mana hanya selisih sedikit dengan nilai error minimum penelitian B yaitu 0,00%.

Untuk nilai error maksimum pada penelitian A yaitu 6,55%, di mana hasil tersebut masih sedikit lebih baik jika dibandingkan penelitian sebelumnya (B) yaitu nilai error maksimumnya sebesar 7,22%.

Hasil akhir pada peramalan beban tersebut dilihat dari nilai MAPE yang paling kecil atau yang lebih baik dan optimal untuk proses peramalan beban tersebut. Dari tabel di atas pula, dapat disimpulkan bahwa penelitian peramalan A memiliki nilai MAPE yang lebih baik yaitu 2,46% dibandingkan dengan nilai MAPE pada penelitian sebelumnya yang hanya berkisar 2,51%. Hal ini tidak menjadi masalah pada peramalan beban tersebut, karena nilai MAPE untuk PLN maksimum bernilai sekitar 5%. Berdasarkan hasil peramalan akhir di atas, metode penelitian peramalan yang sekarang mampu mengoptimalkan hasil peramalan beban akhir secara baik, khususnya pada optimalisasi prediksi komponen frekuensi tinggi.

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

BAB 5

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan dari hasil yang telah didapatkan dari simulasi dan analisis pada Tugas Akhir ini, dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut.

Untuk metode autokorelasi parsial pada data beban input hanya digunakan untuk optimalisasi prediksi komponen frekuensi tinggi, sedangkan untuk komponen frekuensi rendah menggunakan data *historic* seperti metode penelitian sebelumnya.

Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa nilai MAPE akhir peramalan beban, yaitu 2,46% sudah menjadi lebih optimal daripada hasil penelitian sebelumnya, yaitu 2,51% di mana dari hasil MAPE komponen frekuensi tinggi sudah bisa dioptimalkan dari penelitian sebelumnya, yaitu dari 111,19% menjadi 69,82%. Hasil penelitian ini juga membuktikan bahwa semakin banyak data input yang diolah dalam proses autokorelasi serta diperhitungkan dalam penggunaan *Neural Network*, maka hasil akhir output peramalan beban tersebut akan lebih baik dan optimal.

Tingkat error peramalan menggunakan metode Wavelet dan Neural Network bisa lebih baik dengan menggunakan autokorelasi parsial pada pengolahan data input karena sudah di bawah batas maksimum error peramalan yang ditetapkan PLN yaitu sebesar $\pm 5\%$ pada umumnya.

5.2 Saran

Untuk penelitian yang lebih lanjut diharapkan dapat memperbaiki kekurangan dan mendapatkan serta mengembangkan hasil peramalan beban dengan error yang lebih kecil lagi. Untuk itu disarankan permodelan *Neural Network* yang lebih sempurna lagi, khususnya untuk peramalan komponen frekuensi rendah beban listrik yang bisa lebih dioptimalkan lagi. Selain itu, mampu mengolah variabel-variabel input lain dengan menggunakan sistem autokorelasi pula untuk bagian komponen frekuensi rendah yang saat ini masih menggunakan metode penelitian sebelumnya.

...Halaman ini sengaja dikosongkan...

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Amral, C.S. Özveren, D. King “Short Term Load Forecasting using Multiple Linear Regression” University of Abertay Dundee, UK, 2007.
- [2] R. Bindiu, Dr. Eng. M. Chindri, “Day-Ahead Load Forecasting Using Exponential Smoothing” Scientific Bulletin of the Petru Maior University of Tirgu Mures. Vol. 6 (XXIII), 2009.
- [3] Mbamalu, G. A. N., and M. El-Hawary. "Load forecasting via suboptimal seasonal autoregressive models and iteratively reweighted least squares estimation." IEEE Transactions on Power Systems 8(1): 343-348, 1993.
- [4] Chen, Hong., A. Canizares, Claudio., Singh, Ajit. “ANN-based Short-Term Load Forecasting in Electricity Markets” University of Waterloo Department of Electrical & Computer Engineering, 1999.
- [5] Ying Chen, Peter B. Luh, dkk. “Short-Term Load Forecasting: Similar Day-Based Wavelet Neural Networks” IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. 25, NO. 1, FEBRUARY 2010.
- [6] Rosa M, Nelson V. “An Overview of Wavelet Transforms Application in Power Systems”. 14th PSCC, Sevilla, 2002, p. 24–28.
- [7] James S. Walker “A Primer on WAVELETS and Their Scientific Applications” second edition 2008. Hal. 41.
- [8] MATLAB, The Mathwork.Inc, 2013.
- [9] B. Porat, “A Course in Digital Signal Processing”. New York: Wiley, 1997.
- [10] G. Strang and T. Nguyen, “Wavelets and Filter Banks, 2nd ed”. Wellesley, MA: Wellesley-Cambridge Press, 1997.
- [11] Kusumadewi, Sri. *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf*, Edisi 2. Yogyakarta: Graha Ilmu. 2010:377-419.

- [12] GODSILL S.J. and Rayner P.J.W. (1993) Frequency domain interpolation of sampled signals. IEEE Int. Conf., Speech and Signal Processing, ICASSP-93, Minneapolis.
- [13] Maju B, Erni Y, dan Wijono. (2012). “Peramalan Beban Listrik Jangka Pendek Menggunakan JST”. Hal 77-97 Jurnal ELTEK, Vol 10 No 02, April ISSN 1693-4024.
- [14] J. W. Taylor, P. E. McSharry. “Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data” IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. 22, 2213-2219, 2008
- [15] N. Sovann, P. Nallagownden, Z. Baharudin. “A Method to Determine the Input Variable for the Neural Network Model of the Electrical System” IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, 978-1-4799-4653-2 © 2014
- [16] K. Srinivasan, R. Pronovost. “SHORT TERM LOAD FORECASTING USING MULTIPLE CORRELATION MODELS” IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. PAS-94 no. 5, October 1975
- [17] Lixin Ma, Youming Ren, Nana Qu, Ni Jiang. “Short-term Load Forecasting Based on Complexity Science Theory” VOL. PAS-978-1-4244-8165-1 ©2011 IEEE
- [18] Sun Da-shuai, Ma Li-xin, Wang Shou-zheng. “The Design of Short-term Load Forecast Systems Based on the Theory of Complex Systems”, VOL. PAS- 978-0-7695-4212-6 © 2010 IEEE

BIOGRAFI



Muhammad adalah nama lengkap penulis. Penulis lahir di Jeddah, Arab Saudi, 9 Februari 1993. Lahir sebagai anak terakhir dari tiga bersaudara, dari pasangan Abdul Kadir Husin Alidrus dan Anisah Bin Agil.

Penulis memulai pendidikannya bersekolah di SD ATTARBIYAH dari tahun 1998 – 2004. Setelah lulus SD pada tahun 2004 penulis melanjutkan sekolah di SMP AL-IRSYAD Surabaya. Setelah lulus SMP pada tahun 2007 penulis melanjutkan sekolah ke SMA Al-Irsyad pula hingga lulus pada tahun 2010. Penulis

kemudian melanjutkan pendidikannya di Jurusan D3 Teknik Elektro Industri, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya dan meneruskannya ke jenjang S1 Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya bidang studi Teknik Sistem Tenaga. Penulis dapat dihubungi melalui email macrhymad@gmail.com.